

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ПУРІШ СЕРГІЙ ВОЛОДИМИРОВИЧ

УДК 004.8

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ ЗА
ХОДОЮ**

Спеціальність: 122 – «Комп'ютерні науки»

Галузь знань: 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.

_____ С. В. Пуріш

Наукові керівники:

Лобачев Михайло Вікторович, кандидат технічних наук, доцент

Торстен Шолер, доктор філософії, професор

Одеса – 2023

АНОТАЦІЯ

Пуріш С.В. Методи машинного навчання для розпізнавання людини за ходою. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп'ютерні науки. – Національний університет "Одеська політехніка", МОН України, Одеса, 2023.

У **вступі** показана актуальність задачі розпізнавання людини за ходою в системах біометричної ідентифікації (СБІ). Показана недосконалість існуючих рішень по розпізнаванню ходи за умов впливу різних факторів середовища або обставин розпізнавання. Визначено об'єкт, предмет, задачі та методи дослідження; наведено наукову новизну та практичне значення отриманих результатів; висвітлено особистий внесок здобувача.

В **першому розділі** дисертаційної роботи проведено аналіз проблеми розпізнавання людини за ходою в системах біометричної ідентифікації.

Проаналізовано основне призначення та принципи побудови систем біометричної ідентифікації. Наведена узагальнена модель СБІ та розглянуто питання вибору біометричних ідентифікаторів для побудови СБІ.

Окремо було розглянуто використання ходи людини у якості біометричного ідентифікатору. Визначено, що використання ходи для розпізнавання людини дозволяє спростити структуру СБІ за рахунок можливості використання простого та дешевого апаратного забезпечення (звичайні відеокамери) та здійснювати збір біометричної інформації у пасивному режимі. Відзначено, що ходу людини важко підробити або спотворити.

Проаналізовані наукові джерела, які описують методи розпізнавання людини за ходою. Визначено, що методи розпізнавання людини за ходою можна розділити на методи, засновані на моделях та методи, засновані на візуальних ознаках. Методи, засновані на моделях, мають меншу ефективність завдяки тому, що точність отриманих моделей залежить від якості зображення. Методи, засновані на візуальних ознаках, використовують статичну та динамічну інформацію для

розпізнавання ходи та отримують кращі результати. Виходячи з цього, прийнято рішення досліджувати методи, засновані на візуальних ознаках.

Аналіз методів, заснованих на візуальних ознаках, показав, що для отримання локальної інформації про форму ходи частіше всього використовується дескриптор на базі гістограми орієнтованих градієнтів (Histogram of Oriented Gradients, HoG). Одним з недоліків цього дескриптору є утворення вектору ознак великого розміру, що збільшує простір пошуку, ускладнює розпізнавання ходи, а також приводить до зменшення прогностичної здатності моделі.

Для подолання цього недоліку запропоновано метод, що поєднує дескриптор HoG та дескриптор текстур Хараліка для виділення найбільш характерних низьковимірних векторів ознак, здатних однозначно ідентифікувати людей.

Подальший аналіз методів розпізнавання людини за ходою показав, що їх застосування в реальному житті все ще обмежене, в основному через різний вигляд людей або фактори СБІ та середовища (так обставини називають коваріантами розпізнавання). Аналіз коваріантів ходи показав, що найбільш впливовими коваріантами є носіння людьми різного одягу, фронтальне положення камери та різна швидкість ходи людини.

Для подолання або зменшення впливу цих коваріантів ходи запропоновані методи, які базуються на аналізі енергії ходи (Gait Energy Image, GEI), що представляє собою усереднення за один цикл ходи бінарних силуетних масок людини, що рухається.

Для розробки та дослідження запропонованих методів необхідно скористатися відповідними наборами даних, які містять відео з ходою різних людей за різних умов. Виходячи з необхідності розпізнавання ходи людини за умов різних коваріантів ходи, на основі проведеного аналізу популярних наборів даних, визначені набори відеопослідовностей, які забезпечують необхідні коваріанти ходи для рішення поставлених завдань.

За результатами проведеного аналізу сформульовано мету та завдання досліджень.

В другому розділі дисертаційної роботи запропоновано метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка. Запропонований метод містить наступну послідовність кроків.

Крок 1. Отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на серію зображень, які перетворюються на бінарне зображення з силуетом. GEI створюється шляхом поєднання цих силуетів ходи протягом циклу ходи.

Крок 2. Зображення енергії ходи людини перетворюється на зображення величини градієнта ходи (Gait Gradient Magnitude Image, GGMI). GGMI – це результат застосування фільтра Гауса, а потім детектора країв Собеля до GEI. У той час як гаусова фільтрація видаляє деталі та шум з GEI, пара ядер 3×3 оператора Собеля виділяє області з високою просторовою частотою, які відповідають краям. Таким чином, застосування гаусового фільтра, а потім детектора країв Собеля на GEI значно зменшує кількість інформації, яку потрібно обробити, і, відповідно, видаляє інформацію, яка вважається менш значущою. При цьому зберігаються ключові структурні властивості GEI.

Крок 3. Витягнення ознак ходи з GGMI особи. Ознаки ходи виділяються шляхом застосування глобального дескриптора HoG та дескриптора текстури Хараліка до всіх 9 комірок GGMI. Числове значення текстурної ознаки комірки множиться на ознаки HoG тієї ж комірки. Ознаки з усіх дев'яти комірок GGMI послідовно конкатенуються, щоб отримати вектор ознак низької розмірності.

Крок 4. Попередня обробка отриманих ознак за допомогою методу аналізу головних компонент (Principal Component Analysis, PCA). Це відбувається шляхом зменшення розмірностей, які негативно впливають на надійність класифікації, що, в свою чергу, призводить до покращення продуктивності.

Крок 5. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в СБІ.

Для дослідження запропонованого методу були проведені експерименти на п'яти еталонних наборах даних ходи. На наборі даних CASIA A, запропонований метод показав середню точність розпізнавання 97.77%, що перевищує показники

методів-аналогів. На наборі даних CASIA B, метод показав найкращі показники точності майже для всіх кутів огляду камери (перевага над найближчим аналогом склала від 3.8% до 6.4% в залежності від куту огляду). Для набору даних CMU MoVo, запропонований метод показав 82.00% точності розпізнавання людини за ходою, що перевищує показник найближчого методу-аналогу на 5%.

Сформульовано **перший пункт наукової новизни**: удосконалено метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка, що дозволило зменшити часові та обчислювальні витрати на розпізнавання ходи за рахунок зменшення розмірності вектору ознак ходи.

В **третьому розділі** дисертаційної роботи запропоновані методи розпізнавання людини за ходою за умов наявності різних коваріантів ходи.

Для розпізнавання людини за ходою **за умов носіння різного одягу** був запропонований метод розпізнавання людини за ходою на базі локального дескриптору LR2P. Запропонований метод використовує зображення енергії ходи та експлуатує локальні відмінні риси регіонів у GEI, що дозволяє покращити ефективність розпізнавання ходи.

Запропонований метод складається з наступних кроків.

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на серію зображень, які перетворюються на бінарне зображення з силуетом. GEI створюється шляхом поєднання цих силуетів ходи протягом циклу ходи.

Крок 2. На цьому етапі обираються два регіони інтересу (Region of Interest, ROI), які вважаються менш схильними до впливу варіацій одягу. Далі, з цих двох регіонів витягуються ознаки ходи. За результатами аналізу наукової літератури, були обрані регіони інтересу, які зображені на рисунку 1.

Крок 3. Для вилучення ознак з регіонів інтересу, був використаний дескриптор LR2P (Local Rotation Robust Pattern), який також представлений в даній роботі.

Крок 4. На базі вилучених ознак, для кожного регіону формується гістограма та вектор горизонтальної ширини значень пікселів дескриптора LR2P.

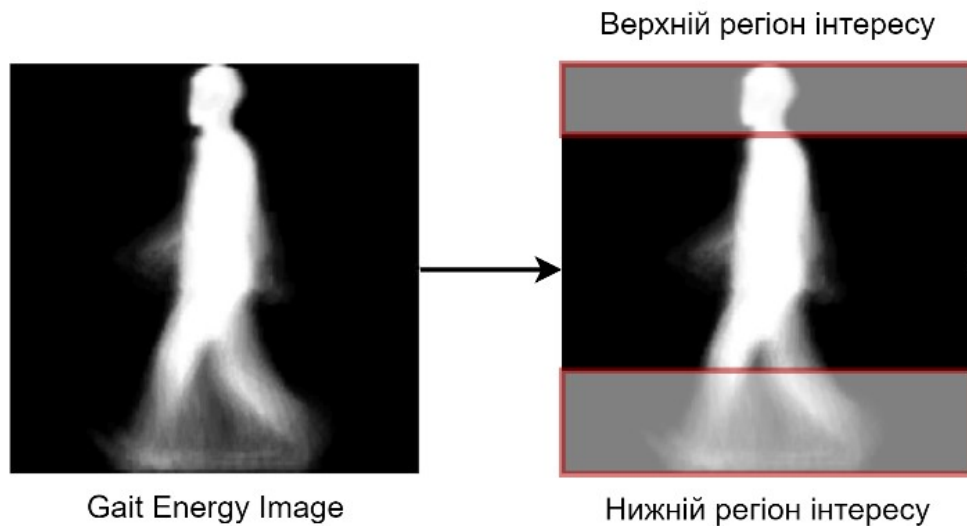


Рисунок 1 – Зображення регіонів інтересу

Крок 5. Отриманий вектор горизонтальної ширини та гістограма для кожного регіону конкатенуються для формування вектору ознак ходи людини.

Крок 6. До вектору ознак застосовуються методи зменшення розмірності.

Крок 7. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в СБІ.

Показник точності на наборі даних OU-ISIR В склав 86.22%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 4.30%. Середній показник точності для всіх 32 стилів одягу на наборі даних OU-ISIR В склав 91.78%, що свідчить про те, що запропонований метод може мінімізувати проблему варіацій одягу.

Сформульовано **другий пункт наукової новизни**: удосконалено метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання ходи людини за умов носіння різного одягу за рахунок розбиття регіонів інтересу та використання локального патерну, робастного до поворотів.

Для розпізнавання людини за ходою за умов **фронтальної проєкції камери** був запропонований метод розпізнавання, заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи, що складається з наступних кроків.

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI).

Крок 2. З GEI витягуються зображення вершин та контуру. GEI представляє просторові та часові варіації патерну ходи.

Крок 3. Витягнення з контуру та вершин трьох векторів ознак. В рамках даного методу були запропоновані три дескриптори ознак: вектор інформації про регіон, вектор довжини контуру та вектор вершин горизонтальних сегментів.

Крок 4. Попередня обробка отриманих ознак за допомогою методу аналізу головних компонент (Principal Component Analysis, PCA). Це відбувається шляхом зменшення розмірностей, які негативно впливають на надійність класифікації, що, в свою чергу, призводить до покращення продуктивності.

Крок 5. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в СБІ.

Експериментальне дослідження на наборі даних CMU MoVo показало, що запропонований метод демонструє покращену на 6.41% точність розпізнавання ніж метод-аналог. Дослідження на наборі даних CASIA B для нульового кута огляду показало, що запропонований метод дозволив отримати показник точності 99.70%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 5.30%.

Сформульовано **третій пункт наукової новизни**: *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери на базі аналізу контуру зображення енергії ходи, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання людини за умов фронтальної проєкції камери.

Для розпізнавання людини за ходою за **умов різної швидкості ходи** був запропонований метод розпізнавання, заснований на використанні просторової динаміки GEI та складається з наступних кроків.

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на серію зображень, які перетворюються на бінарне зображення з силуетом. GEI створюється шляхом поєднання цих силуетів ходи протягом циклу ходи.

Крок 2. Всі зразки GEI з бази даних та вхідний GEI перетворюються на просторові зображення (ПЗ). Для отримання просторового зображення виділяється контур GEI, що складається з точної просторової інформації. Далі відбувається сортування геометрії контуру на окремі відсортовані контури. В результаті буде отриманий список координат $C(x, y)$. Ці координати використовуються для отримання просторового зображення $SI(x, y)$.

Крок 3. Із отриманого просторового зображення вилучається множина із трьох ознак:

- метрика схожості інтенсивності – ця метрика надає кількісну оцінку схожості між двома областями зображення;

- метрика схожості контурів – мета обчислення даної метрики полягає в тому, щоб знайти міру подібності між контурами вхідного зразка p_s та зразка із бази даних g_s ;

- метрика просторової несхожості – метою використання даної метрики є знаходження міри відмінності між вхідним зразком p_s та зразком із бази g_s .

Крок 4. Створення списку схожості для кожного вхідного зразка, який відображає схожість або несхожість вхідного зразка з кожним зразком з бази даних. Результатом вилучення ознак є три списки для вхідного зразка p_s , які називаються списками вимірювання схожості ($L_{M_{is}}$, $L_{M_{cs}}$ та $L_{M_{sd}}$, що містять метрики для p_s та кожного екземпляру з бази.

Крок 5. Класифікація та прийняття рішення, що визначає належність вхідного зразка до певного екземпляру з бази даних. Остаточний результат отримується з відсортованих списків вимірювань схожості в модулі прийняття рішення. Прийняття рішення відбувається шляхом обчислення коефіцієнта впевненості A_f для кожного з кандидатів. Кандидат з максимальною сумарною величиною A_f є кваліфікованим для остаточного результату.

Дослідження на наборі даних CASIA C показало, що запропонований метод має показник точності, більший в діапазоні від 0.5% до 6.1%, в залежності від

параметрів дослідження. Середня точність на наборі даних OU-ISIR A склала 98.69%, що перевищує показник точності найближчого методу-аналогу на 9.2%.

Сформульовано **четвертий пункт наукової новизни**: *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI, що дозволило підвищити ефективність розпізнавання людини за умов різної швидкості руху людини.

В **четвертому розділі** дисертаційної роботи був розроблений програмний модуль для ідентифікації людини за ходою. Цей модуль може використовуватись окремо, або у складі системи біометричної ідентифікації, де специфіка ходи людини використовується як унікальний біометричний показник. Такий модуль може бути використаний в різних сферах, де необхідна перевірка особи або контроль доступу. Його можна інтегрувати в системи відеоспостереження та використовувати для різних безпекових процедур та ідентифікації.

У процесі розробки модулю була визначена мета, призначення та цільова аудиторія додатку, а також були його визначені основні функції. Були встановлені вхідні та вихідні потоки інформації, а також створена схема потоків даних. Для визначення функціональних вимог були визначені користувачі програми і створена діаграма прецедентів, яка визначила основні функціональні і нефункціональні вимоги до програмного модулю. Був визначений архітектурний підхід до модулю та надано абстрактне уявлення про систему. Для опису розгортання програмного забезпечення була створена діаграма розгортання та надана структура бази даних. Також було визначено використані технології та описано технологічний стек.

Представлена структура програмного проекту, були визначені і описані основні пакети програмного забезпечення. Для забезпечення якості було проведено тестування програмного забезпечення, включаючи функціональне та модульне тестування.

Таким чином, підтверджено спроможність та правильність технічних рішень, заснованих на результатах дисертаційного дослідження

Розроблені в роботі методи та інструментальні засоби отримали впровадження у діяльності товариства з обмеженою відповідальністю «Добродія

Фудз», приватного акціонерного товариства «Ветропак Гостомельский Склозавод» та знайшли відображення у навчальному процесі та науковій діяльності Національного університету «Одеська політехніка».

Ключові слова: інтелектуальні системи, машинне навчання, біометрична ідентифікація, нейронні мережі, комп'ютерний зір, розпізнавання, класифікація, ідентифікація, цифрова обробка зображень, текстура, контур, дескриптори, ефективність розпізнавання, ітеративні алгоритми.

Список публікацій здобувача за темою дисертації.

1. Purish S.V., Lobachev M.V., Gait recognition methods in the task of biometric human identification // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 1. С. 13–25. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/154/201>

2. Lobachev M.V., Purish S.V., Machine learning models and methods for human gait recognition // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 3. С. 263–277. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/180/218>

3. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for gait-based person identification while wearing different outfit // Electrotechnic and Computer Systems, 2023, Том 113, № 38. С. 6 – 16. (Index Copernicus)

<https://eltecs.op.edu.ua/index.php/journal/issue/view/131>

4. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Методи ідентифікації людини за ходом за умов різної швидкості ходи // Наука і техніка сьогодні (Серія «Техніка»), 2023, Том 27, № 13. С. 784 – 795. (Index Copernicus)

<http://perspectives.pp.ua/index.php/nts/issue/view/192>

5. Пуріш С.В., Яковенко Р.О., Годовиченко М.А., Задача вибору біометричних ознак в системах біометричної ідентифікації людини // Proceedings of the 13th International Scientific Conference of students and young researchers «Modern Information Technology», MIT 2023, Odesa, Ukraine. May 18-19, 2023. С. 11–13.

<http://dspace.opu.ua/jspui/handle/123456789/14147>

6. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Системи біометричної ідентифікації на базі розпізнавання ходи // Proceedings of the 10th International scientific and practical conference “European Scientific Congress”, Madrid, Spain. October 29-31, 2023. С. 212–215.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/10/EUROPEAN-SCIENTIFIC-CONGRESS-29-31.10.23.pdf>

7. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Моделі та методи машинного навчання для розпізнавання людської ходи // Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference "Problematic questions of science and problems of development", Berlin, Germany. October 30 – November 01, 2023. С. 341–344.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/PROBLEMATIC-QUESTIONS-OF-SCIENCE-AND-PROBLEMS-OF-DEVELOPMENT.pdf>

8. Пуріш С.В., Метод ідентифікації людини за ходою, інваріантний до одягу // Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference "Modern technologies of human development", Bordeaux, France. November 06-08, 2023. С. 326–329.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/Modern-technologies-of-human-development.pdf>

9. Пуріш С.В., Біометричні ідентифікатори в біометричних системах обмеження доступу // Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference "Modern research in science and education", Chicago, USA. November 09-11, 2023. С. 311–315.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/MODERN-RESEARCH-IN-SCIENCE-AND-EDUCATION-9-11.11.2023.pdf>

10. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for recognizing a person by gait while wearing different clothes // Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference "Innovative development of science, technology and education", Vancouver, Canada. November 16-18, 2023. С. 128–131.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/INNOVATIVE-DEVELOPMENT-OF-SCIENCE-TECHNOLOGY-AND-EDUCATION-16-18.11.23.pdf>

11. Пуріш С.В., Методи розпізнавання ходи людини з фронтальної проєкції камери // Proceedings of the X International Scientific and Practical Conference "Trends and prospects for the development of modern education", Munich, Germany. November 20-22, 2023. С. 403–405.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/TRENDS-AND-PROSPECTS-FOR-THE-DEVELOPMENT-OF-MODERN-EDUCATION.pdf>

ABSTRACT

Purish S.V. Machine learning methods for human gait recognition. – Qualification scientific work in the form of manuscript.

Thesis for the PhD degree in specialty 122 Computer science. – Odessa Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Odesa, 2023.

The **introduction** shows the relevance of the problem of human gait recognition in biometric identification systems (BIS). The imperfection of existing solutions for gait recognition under the influence of various environmental factors or recognition circumstances is shown. The object, subject, objectives and methods of the study are defined; the scientific novelty and practical significance of the results are presented; the personal contribution of the applicant is highlighted.

The **first section** of the thesis analyzes the problem of human gait recognition in biometric identification systems.

An analysis is conducted on the primary objectives and fundamental concepts behind the construction of biometric identification systems.

A comprehensive model of Biometric Identification Systems (BIS) is proposed, along with a discussion on the selection of appropriate biometric identifiers for constructing BIS.

The use of human gait as a biometric identifier was examined independently. The use of gait for human identification has been shown to ease the design of a surveillance system interface (SSI) by enabling the use of cost-effective and readily available hardware, such as standard video cameras. Additionally, gait analysis allows for the collection of biometric data in a non-intrusive manner. The human gait is known to be difficult to counterfeit or manipulate.

Analyzed are scientific publications that provide strategies for identifying individuals based on their gait. Human gait recognition techniques may be categorized into model-based approaches and visual feature-based methods. Model-based approaches are less efficient since the accuracy of the derived models relies on the image's quality. Visual feature-based methods use both static and dynamic information to accurately

identify and improve the recognition of gait. Consequently, it was determined to examine techniques that rely on visual characteristics.

The examination of techniques relying on visual characteristics revealed that a descriptor is often used to get specific details about the gait shape. An inherent drawback of this descriptor is the generation of an extensive feature vector, resulting in an augmented search space, intricate gait detection, and a subsequent decline in the model's predictive capacity.

In order to address this limitation, we suggest a technique that integrates the descriptor with the textural qualifiers. This approach allows us to extract highly distinctive low-dimensional feature vectors that possess the ability to accurately distinguish individuals.

Additional examination of gait-based techniques for identifying humans has shown that their practical implementation is currently restricted, mostly owing to the varying physical characteristics of individuals and external elements within the surroundings (referred to as recognition covariates). The examination of gait variables revealed that the most significant factors include individuals donning diverse attire, the anterior placement of the camera, and varying walking velocities.

In order to counteract or diminish the impact of these factors that affect the way a person walks, techniques centered on the examination of gait energy (specifically, Gait Energy Image or GEI) have been suggested. GEI involves creating an average representation of a person's movement by combining binary silhouette masks across one complete walking cycle.

In order to develop and analyze the approaches that have been created, it is imperative to use suitable datasets that consist of movies showcasing various individuals walking in diverse circumstances.

The identification of video sequences that include the required gait covariates for performing the tasks is based on the study of popular datasets and the necessity to detect human gait under various gait covariates.

The study has formed its purpose and goals based on the findings of the analysis.

In the **second section** of the thesis, on the basis of the descriptor and textural qualifiers, a method for identifying individuals by gait is suggested. The proposed method includes the following sequence of steps.

Step 1. Obtaining the human gait energy image (GEI). The video is converted into a series of images that are transformed into a binary image with a silhouette. The GEI is created by combining these gait silhouettes during the gait cycle.

Step 2. The gait energy picture is transformed into a Gait Gradient Magnitude picture (GGMI). The GGMI is obtained by first applying a Gaussian filter and then a Sobel edge detector to the GEI. Gaussian filtering is used to eliminate fine features and noise from the GEI. On the other hand, the Sobel operator employs a pair of 3×3 kernels to identify areas with high spatial frequency, which often indicate the presence of edges. Applying a Gaussian filter and subsequently a Sobel edge detector to the GEI effectively decreases the quantity of information that requires processing and eliminates less relevant information. Simultaneously, the fundamental structural characteristics of the GEI remain intact.

Step 3. Gaining gait characteristics from the individual's GGMI. The process of obtaining gait characteristics involves the application of the global identifier and the textural identifiers to elements. The textural feature of a cell is multiplied by the HoG characteristics of the same cell, resulting in a numerical value. A low-dimensional feature vector is obtained by successively concatenating the features from all nine GGMI cells.

Step 4. Pre-process the obtained features using the Principal Component Analysis (PCA) method. This is done by reducing the dimensions that negatively affect the reliability of the classification, which in turn leads to improved performance.

Step 5. Classification of a person using the vector database stored in the BIS.

To investigate the proposed method, experiments were conducted on five reference gait datasets. On the CASIA A dataset, the proposed method showed an average recognition accuracy of 97.77%, which is higher than the performance of the benchmark methods. On the CASIA B dataset, the method showed the best accuracy for almost all camera viewing angles (the advantage over the closest analog ranged from 3.8% to 6.4% depending on the viewing angle). For the CMU MoBo dataset, the proposed method

showed 82.00% accuracy in human gait recognition, which exceeds the performance of the nearest analog method by 5%.

The **first point of scientific novelty** is formulated: the method of human gait recognition based on the global qualifiers and textural qualifiers has been improved, which has reduced the time and computational costs of gait recognition by reducing the dimensionality of the gait feature vector.

In the **third section** of the thesis, methods for recognizing a person by gait in the presence of different gait covariates are proposed.

To recognize a person by gait when **wearing different clothes**, a method for recognizing a person by gait based on the local descriptor LR2P was proposed. The proposed method uses the gait energy image and exploits the local distinctive features of regions in the GEI, which can improve the gait recognition performance.

The proposed method consists of the following steps.

Step 1. As in the previous method, the first step is to acquire a human gait energy image (GEI). The video is converted into a series of images that are transformed into a binary image with a silhouette. The GEI is created by combining these gait silhouettes during the gait cycle.

Step 2. At this stage, two regions of interest (ROIs) are selected, which are considered to be less affected by clothing variations. Next, gait features are extracted from these two regions. Based on the results of the scientific literature analysis, the regions of interest were selected, as shown in Figure 1.

Step 3. To extract features from the regions of interest, we used the LR2P (Local Rotation Robust Pattern) descriptor, which is also presented in this paper.

Step 4. Based on the extracted features, a histogram and a vector of the horizontal width of the pixel values of the LR2P descriptor are generated for each region.

Step 5. The resulting vector and histogram for each region are summed to form a resulting vector of human gait specifics.

Step 6. Dimensionality reduction methods are applied to the feature vector.

Step 7. Classification of a person using the vector database stored in the BIS.

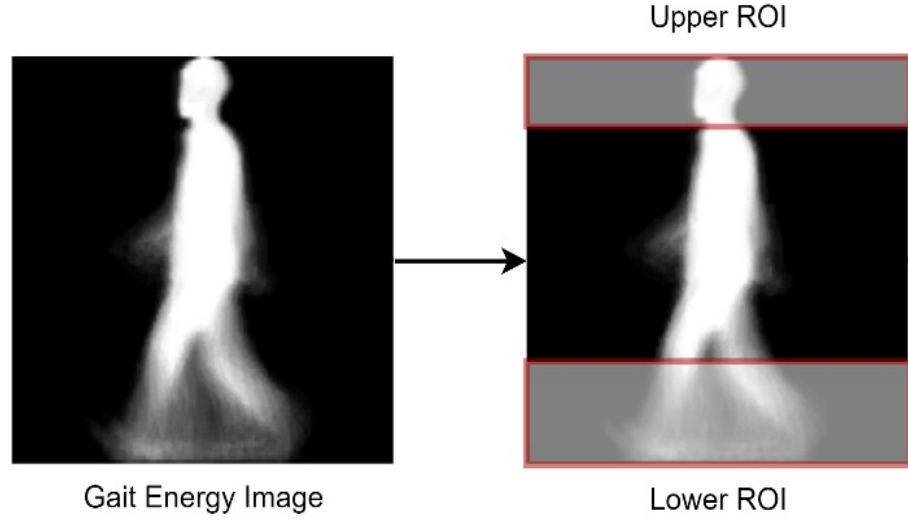


Figure 1 - Images of regions of interest

The accuracy rate on the OU-ISIR B dataset was 86.22%, which exceeds the accuracy of the nearest analog method by 4.30%. The average accuracy rate for all 32 clothing styles on the OU-ISIR B dataset was 91.78%, which indicates that the proposed method can minimize the problem of clothing variations.

The **second point of scientific novelty** was formulated: the method of recognizing a person by gait while wearing different clothes based on the local descriptor LR2P was improved, which made it possible to increase the efficiency of recognizing a person's gait while wearing different clothes by splitting regions of interest and using a local pattern robust to turns.

To recognize a person by gait **in a frontal camera projection**, we proposed a recognition method based on the analysis of the gait energy image contour and consisting of the following steps.

Step 1. As in the previous method, the first step is to obtain a human gait energy image (GEI).

Step 2. Vertex and contour images are extracted from the GEI. GEI represents the spatial and temporal variations of the gait pattern.

Step 3. Extracting three feature vectors from the contour and vertices. Three feature descriptors were proposed as part of this method: a vector of information about the region, a vector of contour length, and a vector of horizontal segment vertices.

Step 4. Pre-processing of the obtained features using the Principal Component Analysis (PCA) method. This is done by reducing the dimensions that negatively affect the reliability of the classification, which in turn leads to improved performance.

Step 5. Classification of a person using the vector database stored in the BIS.

An experimental study on the CMU MoBo dataset showed that the proposed method demonstrates a 6.41% improvement in recognition accuracy over the analog method. The study on the CASIA B dataset for the zero viewing angle showed that the proposed method allowed to obtain an accuracy rate of 99.70%, which exceeds the accuracy of the nearest analog method by 5.30%.

The **third point of scientific novelty** was formulated: for the first time, a method of recognizing a person by gait in a frontal camera projection based on the analysis of the image contour of gait energy was proposed, which increased the efficiency of human recognition in a frontal camera projection.

To recognize a person by gait **at different gait speeds**, we proposed a recognition method based on the use of GEI dynamics and consisting of the following steps.

Step 1. As in the previous method, the first step is to obtain an image of human gait energy (GEI). The video is converted into a series of images that are transformed into a binary image with a silhouette. The GEI is created by combining these gait silhouettes during the gait cycle.

Step 2. All GEI samples from the database and the input GEI are transformed into spatial representation. To obtain a spatial representation, a GEI contour is extracted, consisting of spatial knowledge. Next, the contour geometry is sorted into separate sorted contours. The result is a list of coordinates. These coordinates are used to obtain the spatial representation.

Step 3. A set of three features is extracted from the obtained spatial image:

Intensity similarity metric - this metric quantifies the similarity between two image areas;

Contour similarity metric - the purpose of calculating this metric is to find the degree of similarity between the contours of the input sample p_s and the sample from the database g_s ;

Spatial dissimilarity metric - the purpose of using this metric is to find the degree of difference between the input sample p_s and the sample from the database g_s .

Step 4. Creating a similarity list for each input sample, which reflects the similarity or dissimilarity of the input sample with each sample from the database. The result of feature extraction is three lists for the input sample p_s , called similarity measurement lists ($L_{M_{is}}$, $L_{M_{cs}}$ ta $L_{M_{sd}}$), containing metrics for p_s and each instance from the database.

Step 5. Classification and decision-making that determines whether the input sample belongs to a particular instance from the database. The final result is obtained from the sorted lists of similarity measurements in the decision module. The decision is made by calculating the confidence factor A_f for each candidate. The candidate with the highest total A_f is qualified for the final result.

The analysis of the CASIA C dataset revealed that the suggested approach achieves an accuracy rate varying between 0.5% and 6.1%, contingent upon the specific parameters used in the research. The OU-ISIR A dataset achieved an average accuracy of 98.69%, surpassing the accuracy of the nearest analogous approach by 9.2%.

The **fourth point of scientific novelty** was formulated: for the first time, a method of recognizing a person by gait at different gait speeds based on the use of GEI dynamics was proposed, which made it possible to increase the efficiency of human recognition at different human movement speeds.

In the **fourth section** of the thesis, a software module for identifying a person by gait was developed. This module can be used separately or as part of a biometric identification system, where the specificity of a person's gait is used as a unique biometric indicator. This module can be used in various areas where identity verification or access control is required. It can be integrated into video surveillance systems and used for various security procedures and identification.

In the process of developing the module, the goal, purpose, and target audience of the application were determined, and its main functions were defined. Input and output information flows were established, and a data flow diagram was created. To determine the functional requirements, the users of the application were identified and a precedent

diagram was created, which identified the main functional and non-functional requirements for the program module. The architectural approach to the module was defined and an abstract view of the system was provided. To describe the software deployment, a deployment diagram was created and a database structure was provided. The technologies used were also identified and the technology stack was described.

The structure of the software project was presented, the main software packages were identified and described. To ensure the quality, the software was tested, including functional and unit testing.

Thus, the feasibility and correctness of technical solutions based on the results of the dissertation research was confirmed.

The methods and tools developed in this work have been implemented in the activities of Dobrodiya Foods Limited Liability Company, private joint stock company Vetropack Gostomel Glassworks and are reflected in the educational process and scientific activities of the Odessa Polytechnic National University.

Keywords: intelligent systems, machine learning, biometric identification, neural networks, computer vision, recognition, classification, identification, digital image processing, texture, contour, descriptors, recognition efficiency, iterative algorithms.

List of publications of the applicant on the topic of the dissertation

1. Purish S.V., Lobachev M.V., Gait recognition methods in the task of biometric human identification // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Vol. 6, № 1. P. 13–25. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/154/201>

2. Lobachev M.V., Purish S.V., Machine learning models and methods for human gait recognition // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Vol. 6, № 3. P. 263–277. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/180/218>

3. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for gait-based person identification while wearing different outfit // Electrotechnic and Computer Systems, 2023, Vol. 113, № 38. P. 6 – 16. (Index Copernicus)

<https://eltecs.op.edu.ua/index.php/journal/issue/view/131>

4. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Методи ідентифікації людини за ходом за умов різної швидкості ходи // Наука і техніка сьогодні (Серія «Техніка»), 2023, Vol. 27, № 13. P. 784 – 795. (Index Copernicus)

<http://perspectives.pp.ua/index.php/nts/issue/view/192>

5. Пуріш С.В., Яковенко Р.О., Годовиченко М.А., Задача вибору біометричних ознак в системах біометричної ідентифікації людини // Proceedings of the 13th International Scientific Conference of students and young researchers «Modern Information Technology», MIT 2023, Odesa, Ukraine. May 18-19, 2023. P. 11–13.

<http://dspace.opu.ua/jspui/handle/123456789/14147>

6. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Системи біометричної ідентифікації на базі розпізнавання ходи // Proceedings of the 10th International scientific and practical conference “European Scientific Congress”, Madrid, Spain. October 29-31, 2023. P. 212–215.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/10/EUROPEAN-SCIENTIFIC-CONGRESS-29-31.10.23.pdf>

7. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Моделі та методи машинного навчання для розпізнавання людської ходи // Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference "Problematic questions of science and problems of development", Berlin, Germany. October 30 – November 01, 2023. P. 341–344.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/PROBLEMATIC-QUESTIONS-OF-SCIENCE-AND-PROBLEMS-OF-DEVELOPMENT.pdf>

8. Пуріш С.В., Метод ідентифікації людини за ходою, інваріантний до одягу // Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference "Modern technologies of human development", Bordeaux, France. November 06-08, 2023. P. 326–329.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/Modern-technologies-of-human-development.pdf>

9. Пуріш С.В., Біометричні ідентифікатори в біометричних системах обмеження доступу // Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference "Modern research in science and education", Chicago, USA. November 09-11, 2023. P. 311–315.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/MODERN-RESEARCH-IN-SCIENCE-AND-EDUCATION-9-11.11.2023.pdf>

10. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for recognizing a person by gait while wearing different clothes // Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference "Innovative development of science, technology and education", Vancouver, Canada. November 16-18, 2023. P. 128–131.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/INNOVATIVE-DEVELOPMENT-OF-SCIENCE-TECHNOLOGY-AND-EDUCATION-16-18.11.23.pdf>

11. Пуріш С.В., Методи розпізнавання ходи людини з фронтальної проєкції камери // Proceedings of the X International Scientific and Practical Conference "Trends and prospects for the development of modern education", Munich, Germany. November 20-22, 2023. P. 403–405.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/TRENDS-AND-PROSPECTS-FOR-THE-DEVELOPMENT-OF-MODERN-EDUCATION.pdf>

ЗМІСТ

ВСТУП.....	26
РОЗДІЛ 1 Аналіз проблеми розпізнавання людини за ходою в системах біометричної ідентифікації.....	31
1.1 Задача біометричної ідентифікації	31
1.2 Узагальнена модель системи біометричної ідентифікації.....	32
1.3 Вибір біометричного кваліфікаційного критерія для побудови системи біометричної ідентифікації.....	34
1.3.1 Критерії оцінки біометричних ідентифікаторів.....	36
1.3.2 Використання ходи людини у якості біометричного ідентифікатора	38
1.4 Огляд наукових джерел в області розпізнавання ходи	40
1.4.1 Огляд методів, заснованих на візуальних ознаках	41
1.4.2 Використання дескриптору HoG для розпізнавання ходи.....	44
1.5 Аналіз інваріантів розпізнавання ходи	45
1.5.1 Коваріант різного одягу людини	47
1.5.2 Коваріант фронтальної проєкції камери	48
1.5.3 Коваріант різної швидкості руху людини	49
1.6 Аналіз наборів даних для задачі ідентифікації людини за ходою	50
1.7 Висновки до першого розділу.....	56
РОЗДІЛ 2 Метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка	59
2.1 Структура запропонованого методу.....	60
2.2 Отримання зображення величини градієнта ходи	61
2.2.1 Отримання гістограми орієнтованих градієнтів	62
2.2.2 Використання текстурних ознак Хараліка	63
2.2.3 Витягнення ознак	65
2.3 Дослідження параметрів запропонованого методу	69
2.4 Експериментальне дослідження запропонованого методу.....	75
2.4.1 Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA A.....	75
2.4.2 Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA B.....	76

2.4.3 Експериментальне дослідження на наборі даних OU-ISIR D	78
2.4.4 Експериментальне дослідження на наборі даних CMU MoBo.....	79
2.4.5 Експериментальне дослідження на наборі даних KTH.....	80
2.5 Висновки до другого розділу	82
РОЗДІЛ 3 Методи розпізнавання людини за ходою за умов наявності різних коваріантів ходи	84
3.1 Метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P.....	84
3.1.1 Структура запропонованого методу.....	84
3.1.2 Витягнення дескриптору LR2P	86
3.1.3 Отримання гістограми LR2P	90
3.1.4 Отримання горизонтального вектору ширини.....	90
3.1.5 Зниження розмірності ознак	93
3.1.6 Експериментальне дослідження запропонованого методу.....	96
3.2 Метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи	102
3.2.1 Структура запропонованого методу.....	102
3.2.2 Витягнення зображення контуру.....	103
3.2.3 Виділення ознак.....	105
3.2.4 Обчислення вектору інформації про регіон	105
3.2.5 Експериментальне дослідження запропонованого методу.....	110
3.3 Метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI	115
3.3.1 Структура запропонованого методу.....	116
3.3.2 Отримання просторового зображення	117
3.3.3 Витягнення ознак	118
3.3.4 Вимірювання схожості	121
3.3.5 Експериментальне дослідження запропонованого методу.....	122
3.4 Висновки до третього розділу.....	125

РОЗДІЛ 4 Побудова та випробування програмного модулю розпізнавання людини за ходою.....	127
4.1 Мета, призначення та цільова аудиторія програмного модулю.....	127
4.2 Інформаційні потоки програмного модулю	127
4.3 Функціональні вимоги програмного модулю	129
4.4 Нефункціональні вимоги програмного модулю	132
4.5 Ідентифікація архетипу програмного модулю	133
4.6 Логічне уявлення програмного модулю	134
4.7 Розгортання програмного модулю	135
4.8 Схема даних програмного модулю.....	135
4.9 Опис стеку технологій програмного модулю.....	136
4.10 Структура проєкту програмного модулю	137
4.11 Використання системи управління версіями	139
4.12 Метрики вихідного коду програмного модулю	140
4.13 Функціональне тестування програмного модулю	141
4.14 Модульне тестування розробленого програмного модулю	144
4.15 Висновки до четвертого розділу	146
ВИСНОВКИ.....	147
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	150
ДОДАТОК А Список публікацій здобувача за темою дисертації	162
ДОДАТОК Б Акт впровадження результатів у ТОВ «Добродія Фудз»	164
ДОДАТОК В Акт впровадження результатів у ПАТ «Ветропак Гостомельский Склозавод»	165
ДОДАТОК Г Довідка про впровадження результатів дисертаційної роботи у навчальний процес Національного університету «Одеська політехніка»	166
ДОДАТОК Д Вихідний код програмних інструментальних засобів.....	167

ВСТУП

Задача розпізнавання людини за ходою виникла в останні роки у якості розділу біометричної ідентифікації, який зосереджується на ідентифікації людей за допомогою вимірювань характеристик особи (наприклад, розмір тулуба та кінцівок) і визначення співвідношень між ними, а також просторово-часової інформації, яка пов'язана з внутрішніми моделями рухів людини. Такий підхід розпізнавання людини виявився надзвичайно корисним у контексті систем спостереження або систем моніторингу середовища, в яких важко або неможливо розрізнити унікальні характеристики людини, які зазвичай використовуються для біометрії (наприклад відбиток пальця чи зображення обличчя).

Крім того, підходи до розпізнавання ходи мають деякі переваги над іншими моделями біометричної ідентифікації, оскільки атака на такі системи є важким завданням. Основна складність атаки на такі системи полягає в тому, що дуже важко відтворити силует та ходу іншої людини, для того, щоб ввести в оману систему розпізнавання. Атака на системи біометричної ідентифікації, які використовують інші характеристики, є більш простою задачею (наприклад, людина може ввести в оману систему розпізнавання людини за обличчям просто приховавши обличчя). Крім того, на відміну від інших систем ідентифікації людини (наприклад систем ідентифікації на базі райдужної оболонки ока чи відбитків пальців), системи розпізнавання людини за ходою не вимагають зображень із високою роздільною здатністю та спеціального обладнання для належної ідентифікації. Також, треба зауважити, що системи розпізнавання людини за ходою не вимагають попередньої взаємодії з боку людей, що підлягають розпізнаванню – збір даних та розпізнавання може виконуватися без відома людей, яких система намагається розпізнати.

Інформацію про ходу людини легко зібрати з відстані, що є величезною перевагою щодо інших методів, особливо коли особа не зацікавлена в своїй ідентифікації (наприклад, кримінальні розслідування. Крім того, оскільки методи розпізнавання людини за ходою не вимагають складного обладнання для

вилучення даних, ці методи зазвичай дешевші, ніж інші підходи біометричної ідентифікації, головним чином завдяки популяризації систем спостереження та появі мобільних телефонів з акселерометрами, які дозволяють швидко та просто отримати дані, потрібні для розпізнавання.

Незважаючи на переваги систем біометричної ідентифікації на базі ходи, згадані вище, ідентифікація людей за ходою – далеко не тривіальне завдання. Воно ускладнюється через наявність численних факторів та коваріантних проблем, що виникають в реальних умовах експлуатації даних систем.

Зміна кута огляду камери, різний одяг, наявність сумок та валіз, різна швидкість ходи – всі ці та інші обставини знижують ефективність існуючих рішень та ускладнюють практичне впровадження систем розпізнавання людей за ходою. Подолання негативного впливу цих обставин вимагає комплексних моделей та алгоритмів, які можуть адаптуватися до різних умов та факторів розпізнавання.

Таким чином, вирішення важливої науково-практичної задачі підвищення точності розпізнавання людини за ходою за умов наявності різних коваріантів ходи шляхом розробки методів, робастних до впливу цих коваріантів, є актуальною темою дисертаційного дослідження.

Метою дослідження є підвищення ефективності розпізнавання людини за ходою на базі машинного навчання шляхом розробки методів ідентифікації ходи, робастних до впливу різних коваріантів ходи.

Для досягнення мети дослідження необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз основних проблем використання ходи людини у якості біометричного ідентифікатору при побудові біометричних систем авторизації та гарантування доступу до контрольованих ресурсів;
- удосконалити метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка;
- удосконалити метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P;
- розробити метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери на базі аналізу контуру зображення енергії ходи;

- розробити метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI;

- розробити інструментальні засоби, що реалізують запропоновані рішення та провести апробацію і впровадження отриманих теоретичних результатів.

Об'єктом дослідження є процеси ідентифікації людини за ходою.

Предметом дослідження є методи машинного навчання для розпізнавання людини за ходою.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених задач використана теорія машинного навчання та методи аналізу силуету людини та зображення енергії ходи, математичний апарат локальних патернів, а також методи лінійної алгебри; математичний апарат аналізу текстурних ознак; методи математичного та імітаційного моделювання при апробації запропонованих рішень

Наукова новизна отриманих результатів. Основний науковий результат полягає у розв'язанні важливої науково-практичної задачі підвищення ефективності розпізнавання людини за ходою шляхом розробки методів, які дозволяють знизити негативний вплив факторів, що впливають на розпізнавання ходи.

У рамках виконаних досліджень отримано такі наукові результати:

- *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери на базі аналізу контуру зображення енергії ходи, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання людини за умов фронтальної проєкції камери;

- *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI, що дозволило підвищити ефективність розпізнавання людини за умов різної швидкості руху людини;

- *удосконалено* метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка, що дозволило зменшити часові та обчислювальні витрати на розпізнавання ходи за рахунок зменшення розмірності вектору ознак ходи;

– *удосконалено* метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання ходи людини за умов носіння різного одягу за рахунок розбиття регіонів інтересу та використання локального патерну, робастного до поворотів.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблені в дисертаційній роботі методи розпізнавання людини за ходою були використані для підвищення загальної ефективності роботи систем біометричної ідентифікації, що використовують ходу людини у якості однієї біометричної характеристики або у складі мультимодальної схеми біометричної ідентифікації.

Розроблене програмне забезпечення та інструментальні засоби для розпізнавання людини за ходою дозволяє адаптувати розроблені рішення до існуючих систем біометричної ідентифікації.

Розроблені в роботі методи та інструментальні засоби отримали впровадження у діяльності товариства з обмеженою відповідальністю «Добродія Фудз», приватного акціонерного товариства «Ветропак Гостомельский Склозавод» та знайшли відображення у навчальному процесі та науковій діяльності Національного університету «Одеська політехніка».

Особистий внесок здобувача. Основні наукові положення, висновки і рекомендації, що містяться в дисертації та виносяться на захист, отримано здобувачем особисто в період з 2019 по 2023 рік. У статті [1] та роботі [7] внесок здобувача полягає в проведенні аналізу методів розпізнавання ходи та існуючих популярних наборів даних для вирішення задачі розпізнавання ходи, у статті [2] – запропоновано метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка, у статті [3] та роботах [8, 10] – запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P, у статті [4] – запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, у роботі [11] – запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери, у роботах [5, 6, 9] – проаналізовані окремі аспекти роботи систем

біометричної ідентифікації та розглянуто питання вибору належного біометричного ідентифікатора.

Апробація результатів дисертації. Основні положення і практичні результати дисертаційної роботи доповідалися та одержали схвалення на таких конференціях: міжнародно науково-практична конференція р3m-2022 (м. Одеса, 2022 рік), міжнародно наукова конференція студентів та молодих вчених «Modern Information Technology 2023» (м. Одеса, 2023 рік), а також на різних міжнародних науково-практичних конференціях, які проходили протягом 2023 року в Германії, Франції, Канаді, Іспанії та США.

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи викладено в 11 публікаціях з них: 4 статі у наукових фахових виданнях України з технічних наук, 7 публікацій у працях і матеріалах наукових конференцій.

Структура і обсяг роботи. Дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Повний обсяг дисертації складає 178 сторінок, в тому числі: 124 сторінок основного тексту, 32 рисунки і 32 таблиці, список використаних джерел зі 115 найменувань і 5 додатків.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ ЗА ХОДОЮ В СИСТЕМАХ БІОМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

1.1 Задача біометричної ідентифікації

Здійснення покупок за допомогою кредитних карток, отримання доступу до обмежених ресурсів чи територій, а також подорожі за кордон – це лише кілька сценаріїв, де необхідна перевірка ідентичності особи. Процедура ідентифікації в сучасному суспільстві широко використовується і традиційно базується на факторах, таких як знання (наприклад, пароля або ПІН-коду) або володіння (картка, токен) [1]. На жаль, такі методи не є ідеальними, оскільки паролі можуть бути забуті чи підібрані, а картки вкрадені чи втрачені. В умовах глобальної економіки виникає необхідність в безпечному та надійному спільному віртуальному просторі.

Біометрія – це галузь науки, що займається ідентифікацією особи за фізіологічними особливостями. Очікується, що системи біометричної ідентифікації (СБІ), що базуються на фізичних рисах особи, забезпечать безпечний доступ до фізичних та віртуальних ресурсів, оскільки вони ґрунтуються на унікальних рисах особи. Біометричні методи включають розпізнавання відбитків пальців, обличчя, райдужної оболонки ока, сітківки, геометрії руки, голосу та підпису [2].

Зростання уваги до питань безпеки призвело до широкого застосування біометричних технологій у різних секторах ринку. Системи біометричної ідентифікації можна розглядати як автоматичні системи розпізнавання образів, що встановлюють автентичність фізіологічної або поведінкової характеристики користувача [3]. Під час реєстрації система фіксує індивідуальні фізіономії у цифровому форматі за допомогою шаблонів векторів ознак або прототипів. Реєстраційний процес охоплює весь термін експлуатації системи, передбачаючи можливість додавання нових користувачів. Надалі користувачі отримують доступ до системи, яка порівнює їхні біометричні дані з шаблонами, збереженими в базі даних, для прийняття рішення про ідентифікацію [4].

Системи біометричної ідентифікації можуть працювати у режимах верифікації (підтвердження) та ідентифікації. У режимі верифікації користувач підтверджує свою особу, і система приймає чи відхиляє це твердження після порівняння збережених біометричних характеристик [5].

У режимі ідентифікації користувач просто звертається до системи, яка порівнює його біометричні дані з тими, що є в базі даних, з метою визначення його особи серед усіх зареєстрованих користувачів. Очевидно, що ідентифікація є більш складним процесом через більшу кількість порівнянь та зростання загальної ймовірності помилки при збільшенні кількості порівнянь [6].

1.2 Узагальнена модель системи біометричної ідентифікації

З метою кращого розуміння технологій біометричної ідентифікації та порівняння різноманітних систем була запропонована узагальнена модель системи біометричної ідентифікації (рис. 1.1). Запропонована модель складається з декількох підсистем, які треба розглянути детальніше [7].

Однією з ключових підсистем є підсистема збору даних, яка відповідальна за збір біометричних характеристик для подальшого аналізу. Збір даних включає передачу біометричної характеристики на датчик, ініційований певною дією, наприклад, розміщення пальця над датчиком. Ступінь взаємодії користувача та середовища, де здійснюється збір даних, важливі при розробці СБІ для мінімізації варіацій на етапі збору даних.

Іншою важливою підсистемою є підсистема передачі даних, яка може забезпечувати передачу даних між різними місцями для їхньої подальшої обробки. Сценарії передачі даних можуть включати як збір та обробку в різних місцях, так і варіант, де збір та вилучення ознак відбуваються в одному місці, а зберігання та прийняття рішень - в іншому [8].

Підсистема обробки сигналів виконує перетворення вихідних даних від датчика у вектор ознак для подальшого використання в порівнянні. Важливо вилучити ознаки, зберігаючи дискримінантну інформацію та відкидаючи зайву.

Цей процес є ключовим для всіх біометричних технологій і спрямований на досягнення максимальної роздільної здатності між розподілами відстаней між справжніми користувачами і шахраями.

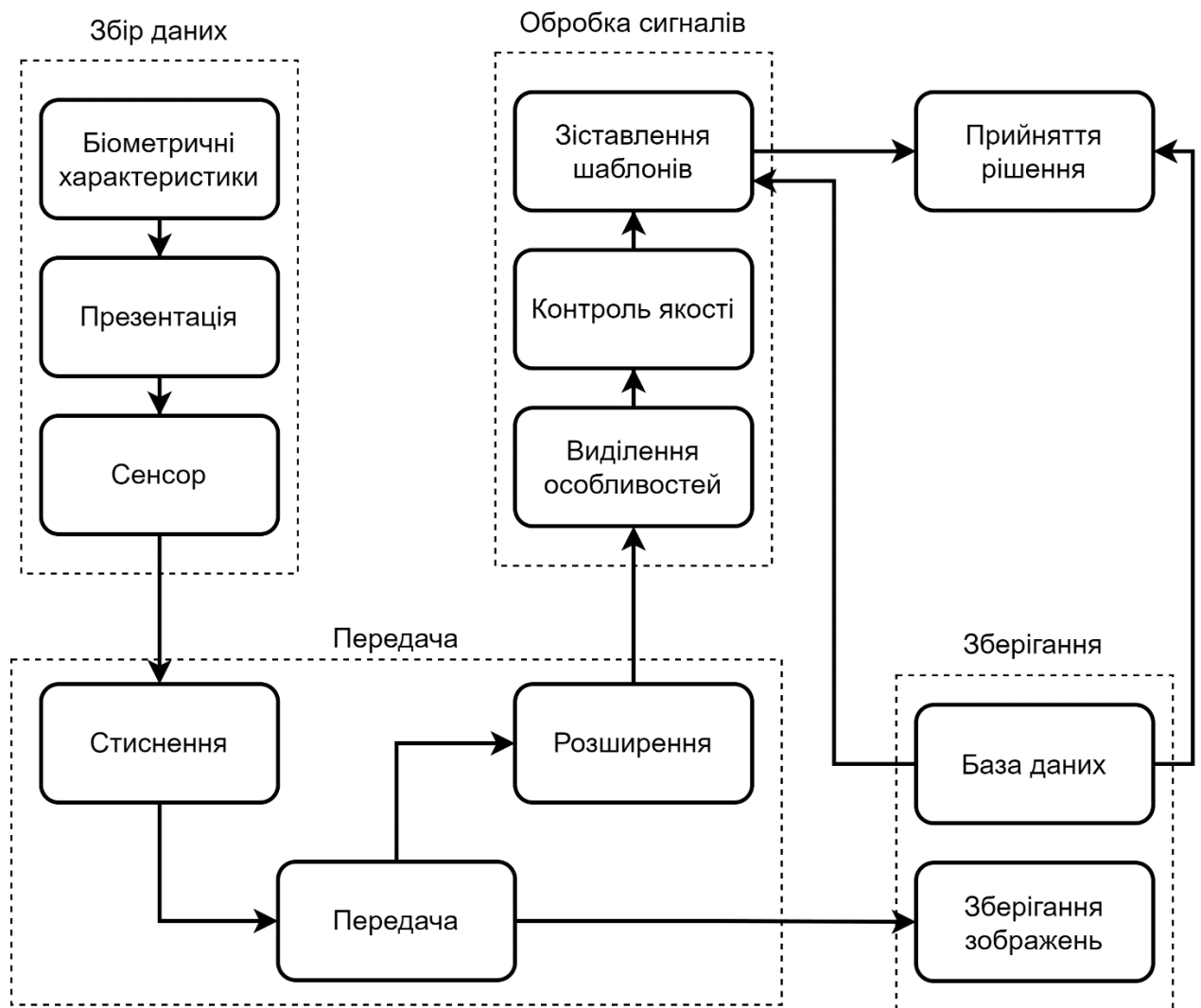


Рисунок 1.1 – Узагальнена модель системи біометричної ідентифікації

Підсистема зберігання містить шаблони, що відповідають кожному зареєстрованому користувачеві в системі. Ця база даних може бути централізованою або розподіленою [9].

Підсистема прийняття рішень використовує числові значення, отримані в результаті порівняння вектора ознак зі збереженими шаблонами, для внесення користувача до бази даних.

1.3 Вибір біометричного кваліфікаційного критерія для побудови системи біометричної ідентифікації

На даний момент в різній науковій літературі представлений широкий спектр підходів для ефективного розпізнавання людей за допомогою зображень або інших біометричних даних.

Щоб вважатися біометричним кваліфікаційним критерієм, ознака-кандидат має відповідати наступній умові [9]:

- універсальність – кожна людина повинна мати цю ознаку;
- відмінність – будь-які дві особи повинні бути достатньо різними за ознакою;
- постійність – ознака має бути досить незмінною протягом певного періоду часу;
- колекційність – ознаку можна виміряти кількісно.

Однак, при практичному використанні біометричних систем слід враховувати й інші питання, зокрема:

- продуктивність – можливість швидкого розпізнавання ознаки з досяжною точністю, кількість ресурсів необхідних для досягнення бажаної точності та швидкості розпізнавання, а також оперативних факторів та факторів навколишнього середовища, які можуть впливати на точність і швидкість;
- прийнятність – наскільки люди готові прийняти факт використання конкретного біометричного ідентифікатора у повсякденному житті;
- надійність – наскільки важко ввести систему в оману за допомогою шахрайських методів.

Найбільш популярними біометричними ідентифікаторами є відбитки пальців, райдужна оболонка ока, обличчя, хода тощо. Треба розглянути деякі з цих біометричних ідентифікаторів та дати їм стислу характеристику:

- розпізнавання відбитків пальців – офіційно відомі як дактилоскопічні системи, системи розпізнавання відбитків пальців широко використовуються

завдяки унікальності виступів і борозен на поверхні пальця, які забезпечують внутрішню характеристику для кожної людини [9]. Причому вони є стійкими і не сильно деградують з часом, що дозволяє створювати надійні бази даних із зображеннями цифрових відбитків пальців. Системи розпізнавання відбитків пальців вважаються найбільш надійними і точними засобами біометричної ідентифікації людини. Тим не менш, ця сфера все ще стикається з кількома проблемами, такими як незадовільна точність за неідеальних умов і проблеми безпеки, такі як атаки на системи за допомогою підробки відбитків [10];

– розпізнавання райдужної оболонки ока – термін «райдужна оболонка» позначає барвисту тонку кругову структуру в оці, що відповідає за контроль діаметра зіниці, а також за кількість світла, що досягає сітківки. Така структура є великою перевагою для ідентифікації людей, оскільки вона не змінюється при зміні умов навколишнього середовища і, як правило, зазнає незначної деградації з часом. Крім того, розпізнавання райдужної оболонки є одним з найбільш точних, недорогих і зручних методів ідентифікації, оскільки вона виконується на основі зображення і не вимагає фізичного контакту з людиною [11];

– розпізнавання обличчя – є відомим методом в області біометричної ідентифікації, який широко використовується в системи ідентифікації та автентифікації в найрізноманітніших сферах: банках, військових об'єктах та в системах громадської безпеки. Незважаючи на те, що за останні роки підходи до розпізнавання обличчя досягли безпрецедентних результатів, ця сфера все ще стикається з кількома проблемами, які стосуються виразу обличчя, пози, освітлення, старіння та ситуацією, коли обличчя частково або повністю закрито маскою тощо [11];

– геометрія кисті – системи геометрії кисті дозволяють оцінити конкретні розміри кисті, такі як довжина і ширина пальців. Існує кілька способів вимірювання кисті. Часто ці процедури базуються на механічних або оптичних принципах. На сьогоднішній день останні є набагато більш поширеними. Геометрія руки людини використовується для ідентифікації та розпізнавання [12];

– голос – властивості голосу людини визначаються фізичними ознаками, такими як голосові шляхи, рот, носова порожнина та губи, що використовуються для вимовляння звуку. Певні властивості людського мовлення однакові для всіх людей, але поведінковий компонент змінюється залежно від віку, медичних проблем та емоцій [12];

– підпис – те, як людина пише своє ім'я, свідчить про неї, як про особу. Підпис – це базове, фізичне представлення чіткої геометрії руки людини. Збирання зразків для цієї біометричної характеристики потребує згоди суб'єкта та письмового приладдя. Підписи є поведінковими біометричними показниками, які змінюються з часом і залежать від фізичного та психічного стану суб'єкта. Система розпізнавання підпису може додатково визначати тиск і швидкість переміщення стилуса по сенсорній панелі, на додаток до основної форми підпису [12].

1.3.1 Критерії оцінки біометричних ідентифікаторів

Для вибору належної біометричної характеристики пропонується декілька критеріїв для оцінки цієї характеристики та того, як певна біометрична характеристика підходить до різних сценаріїв використання системи біометричної ідентифікації:

– надійність – введення правильного пароля в системі автентифікації на основі пароля завжди призводить до прийняття правильного пароля і відхилення будь-якого іншого. Тим не менш, СБІ не може гарантувати правильну автентифікацію. Це може бути пов'язано з шумом датчика, обмеженнями методів обробки і, що більш важливо, мінливістю як біометричної характеристики, так і її представлення. Крім того, точність конкретної біометричної реалізації є чутливою до цільової групи населення. Для успішного застосування біометричної технології для ідентифікації особи важливо розуміти і оцінювати технологію в контексті цільового застосування і цільової групи населення. Питання надійності є особливо важливими для великомасштабних біометричних систем, де відмінна в інших випадках точність може стати явно недостатньою [13];

– простота використання – існує практичний компроміс між складністю використання та рівнем безпеки, який необхідно забезпечити. Для того, щоб СБІ стала практичною, необхідно чітко враховувати особливості використання та навчання користувачів системи в контексті цільового застосування та потенційних користувачів. Треба зауважити, що навіть у малоймовірному випадку, коли користувачі готові прийняти складну систему, вона може бути неприйнятною для конкретного застосування [14];

– сприйняття користувачами – це буде визначатися, головним чином, нав'язливістю та настирливістю СБІ, що є суб'єктивними для користувача. Як правило, користувачі не сприймають громіздкі системи, і вони вважатимуть такою будь-яку систему, яка є надто складною для використання. Однак, для додатків з високим рівнем безпеки складна у використанні (і навіть громіздка) СБІ може не бути перешкодою, а навіть вітатися, оскільки вона створює відчуття більшої захищеності. Перше тісно пов'язане з простотою використання системи, оскільки більшість користувачів уникатимуть будь-якої системи, яка є громіздкою у використанні [14];

– простота впровадження – щоб сприяти вдосконаленню і заохочувати широке розгортання, біометричні технології повинні бути легкодоступними для системної інтеграції і впровадження. Використання та інтеграція біометричних технологій в їх нинішньому вигляді є непростим завданням; однією з причин цього є відсутність загальногалузевих стандартів. У міру того, як зростає потреба у наданні недорогих послуг автентифікації, а також у зв'язку з тим, що географічно мобільним людям все частіше доводиться встановлювати свою особу як незнайомця у віддалених громадах, проблема надійної персональної ідентифікації стає дедалі складнішою [14];

– вартість – незважаючи на те, що СБІ перетворилися на дуже економічно ефективні бізнес-рішення, існує низка питань, які слід враховувати при оцінці загальної вартості розгортання такої системи. Ці питання можуть включати витрати на обладнання, установку та навчання. Сюди також слід додати витрати на обслуговування та експлуатацію програмного забезпечення та системи [15].

Враховуючи зростаючу доступність недорогих обчислювальних потужностей і масове виробництво недорогих датчиків, у найближчому майбутньому стане можливим зробити біометрію доступною для нових застосувань у сфері персональної ідентифікації [16].

В таблиці 1.1 наведене порівняння основних біометричних ідентифікаторів згідно визначених вище критеріїв.

Таблиця 1.1 – Порівняльний огляд використання найпоширеніших біометричних ідентифікаторів

Біометричний ідентифікатор	Надійність	Простота використання	Сприйняття користувачами	Простота впровадження	Вартість
Відбиток пальця	Висока	Середня	Низьке	Висока	Середня
Геометрія руки	Середня	Висока	Середнє	Середня	Висока
Голос	Середня	Висока	Високе	Висока	Низька
Сітківка	Висока	Низька	Низьке	Низька	Середня
Райдужка	Середня	Середня	Середнє	Середня	Висока
Підпис	Середня	Середня	Високе	Низька	Середня
Обличчя	Низька	Висока	Високе	Середня	Низька
Хода	Висока	Середня	Високе	Середня	Низька

1.3.2 Використання ходи людини у якості біометричного ідентифікатора

Хоча надійність і безпека вищезгаданих методів біометричної ідентифікації підтверджується їх успішним застосуванням у банках та системах державного управління, слід підкреслити дві основні перешкоди для використання цих систем: вони залежать від попереднього надання персональної біометричної інформації (тобто особа повинна надати або зареєструвати необхідну інформацію для розпізнавання), для їх роботи треба наявність спеціалізованого обладнання [17].

Альтернативним підходом, який позбавлений вищезгаданих недоліків є моделі ідентифікації людини за ходою (особливо, якщо річ йде про підходи на основі систем відеоспостереження) (рис. 1.2). Цей підхід не страждає від згаданих

вище проблем, оскільки отримання біометричної інформації залежить, у більшості випадків, лише від звичайної камери, без необхідності використання датчиків чи інших пристроїв. Крім того, збір такої біометричної інформації відбувається у пасивному режимі (юридичні аспекти збору такої інформації в рамках даної роботи не розглядаються). Таким чином, успішне функціонування таких систем не вимагає співпраці або надання будь-якої інформації від спостережуваних осіб [18].

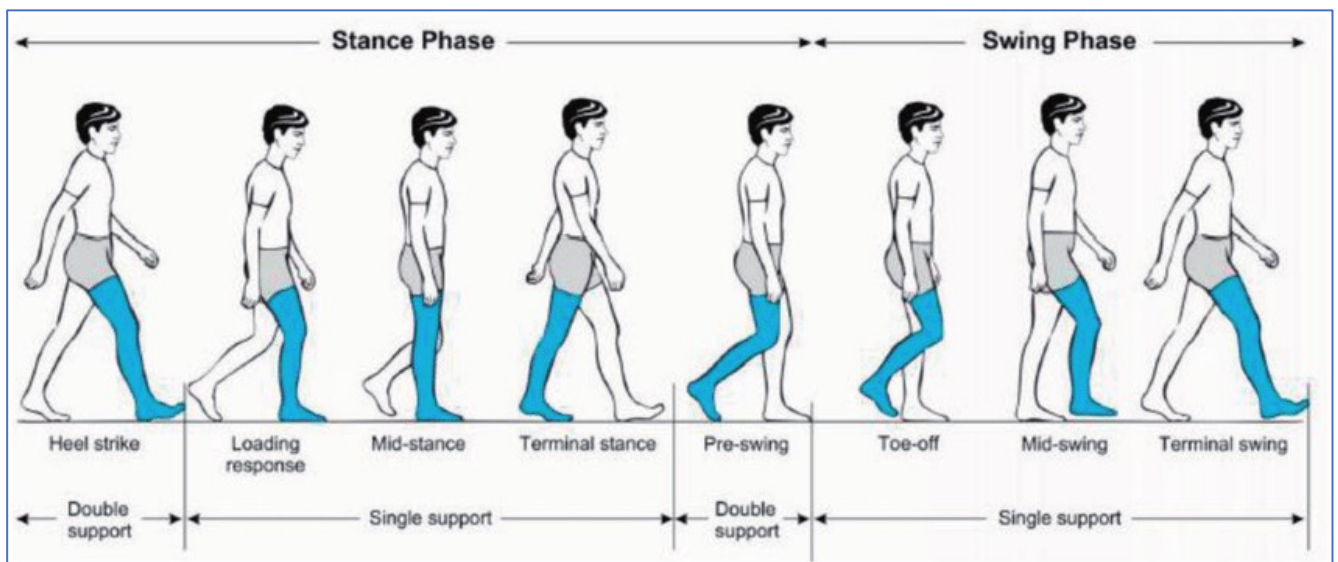


Рисунок 1.2 – Зображення циклу ходи людини

Хоча розпізнавання людини за ходою все ще є новою біометричною технологією і недостатньо зрілою для розгортання в реальних додатках, таких як візуальне спостереження, воно має потенціал подолати більшість обмежень, від яких страждають інші біометричні характеристики, такі як розпізнавання обличчя, відбитків пальців і райдужної оболонки ока, які можуть бути приховані в більшості ситуацій [19]. Розпізнавання обличчя в багатьох випадках виявляється ненадійним для систем візуального спостереження; це пов'язано з тим, що люди можуть маскувати або приховувати свої обличчя, а також через те, що відеодані, які фіксуються, можуть бути неадекватними за низької роздільної здатності [19].

Крім того, ще одним серйозним недоліком ідентифікації обличчя в системах безпеки є низький рівень розпізнавання при поганому освітленні. Це пов'язано з тим, що більшість рис обличчя неможливо розпізнати на великих відстанях навіть

за допомогою приладів нічного бачення. Хоча розпізнавання відбитків пальців та райдужної оболонки ока виявилось надійним для додатків, де потрібна автентифікація або верифікації, такі біометричні дані не можуть бути застосовані в ситуаціях, коли неможливо отримати згоду та співпрацю суб'єкта [20].

На відміну від інших біометричних даних, які можуть не с прийматися при низькій роздільній здатності, розпізнавання людини за ходою викликає інтерес, оскільки має потенціал бути ефективним, навіть якщо людина, яку розпізнають, перебуває на відстані від камери. Крім того, оскільки метою будь-якої надійної біометричної системи є бути достатньо надійною, щоб зменшити можливість підробки підпису, підпис ходи, який заснований на русі людини, важко приховати та підробити [21].

1.4 Огляд наукових джерел в області розпізнавання ходи

Існуючі підходи до розпізнавання ходи можна класифікувати на методи, засновані на моделях, та методи, засновані на візуальних ознаках, які використовують різні підходи для вилучення дискримінативних ознак ходи [21].

Методи на основі моделей фокусуються на моделюванні руху людського тіла з послідовностей ходи. Ці підходи вивчають кінетику суглобів, що дозволяє кількісно оцінювати характеристики ходи, такі як напрямок, рухи стегон, колін, гомілковостопних суглобів, рухи рук та інші. Для створення моделі тіла або скелета на основі відео ходи використовуються різні методи, спрямовані на точне визначення важливих анатомічних ділянок, але такі підходи часто є обчислювально витратними та вимагають зображень високої роздільної здатності [22].

З іншого боку, методи на основі візуальних ознак передбачають виконання операцій безпосередньо над зображеннями ходи, не використовуючи явну модель. Ці методи зазвичай вигідніші з обчислювальної точки зору, адже вони не потребують моделювання та відстеження тіла суб'єкта. Вони виділяють дискримінативні ознаки без прив'язки до конкретної анатомічної моделі [23].

Обидва підходи намагаються вирішити ключові проблеми розпізнавання ходи, такі як варіації кута огляду, швидкості ходьби, умов одягу, умов перенесення тощо. Методи на основі моделей часто стикаються з обмеженнями у точності через неточну підгонку моделі до зображення, що може бути чутливим до якості зображення. З іншого боку, методи на основі візуальних ознаках, завдяки використанню статичної та динамічної інформації, можуть досягати кращих результатів, уникаючи деякі проблеми, пов'язані із зображенням [24].

Виходячи з цього, у даному дисертаційному дослідженні розглядаються методи, засновані на візуальних ознаках, щоб запропонувати інноваційні рішення проблем розпізнавання ходи з використанням декількох методів обробки сигналів і машинного навчання.

1.4.1 Огляд методів, заснованих на візуальних ознаках

На ранніх стадіях досліджень розпізнавання ходи на основі візуальних ознак, для отримання силуету, пікселі людини сегментувалися від пікселів фону.

В роботі [25] автори виділили силуети ходи і використали головні компоненти для виділення шістнадцяти ознак. Вони експериментували з шістьма суб'єктами і отримали 100% точність розпізнавання. В роботі [26] автори обчислили парну кореляцію між силуетом і всіма іншими силуетами в тому ж циклі ходи, яка називається матрицею подібності силуету ходи. Вони розглянули 7 суб'єктів і досягли 93% точності розпізнавання. В роботі [27] автори виділили ключові кадри з послідовності зображень ходи, які позначають певні пози в циклі ходи. Цей метод оцінюється на декількох базах даних ходи.

Для фіксації статичних параметрів силуетів були розроблені декілька підходів. В роботі [28], автори отримали ширину кожного силуету і змоделювали її за допомогою прихованої марковської моделі. В роботі [29] автори виділили вектор ширини силуету в області ніг. Автори роботи [30] запропонували ефективний метод розпізнавання ходи на основі зовнішнього контуру з подальшим множинним дискримінантним аналізом для оптимізації відокремлюваності ознак

ходи. Автори роботи [31] знайшли різні параметри за допомогою моделі Ханавана. Цей метод найкраще підходить для вигляду спереду, оскільки при розгляді вигляду збоку правильне значення для деяких ознак може бути не отримано.

Інший підхід, в якому силует ходи трансформується, полягає в обчисленні його середнього значення за повний цикл ходи. В роботі [32] автори використовували усереднений силует, після чого концепцію під назвою GEI було застосовано в роботі [33]. Таке зображення виявляється більш стійким до незначних фазових варіацій і шуму. Цей дескриптор було запропоновано для покращення численних варіацій, які зараз перетворилися на сучасний тренд у зображенні ходи. Подібним чином були створені також зображення потоку ходи [34], зображення ентропії ходи [35] і замаскований GEI [36]. Багато підходів призначені для захоплення статичних і динамічних параметрів силуетів і GEI. В роботі [37] було запропоновано новий підхід для розпізнавання ходи з використанням вручну виділених і маркованих силуетів. Результати компонентів тіла з різною дискримінаційною здатністю об'єднувалися в загальну метрику відстані для оцінки схожих послідовностей ходи.

Автори роботи [38] проаналізували ефективність розпізнавання динамічних ознак різних частин тіла і експериментально показали, що динаміка гомілки і плеча є найбільш важливими для побудови ефективної системи розпізнавання ходи, дійшовши висновку, що використання гомілки є дуже шумним у виділених силуетах через тіні і проблеми з поверхнею для ходьби. В роботі [39] були використані такі ознаки, як різний розмах ніг, рух центроїда, кількість пікселів на вертикальній лінії, що проходить через центроїд, і суму пікселів переднього плану як динамічні ознаки, а висоту і максимальний розмах ніг – як статичні ознаки. Ці два набори характеристик легко отримати, але вони містять значну інформацію про ходу людини, яка йде. Автори роботи [40] розробили модель трансформації зображення для вирішення проблеми розпізнавання ходи під різними кутами огляду. За допомогою цього методу зображення, отримані з кількох ракурсів, перетворюються в один ракурс.

В роботі [41], автори використали прискорені робастні дескриптори ознак для зображення траєкторій різних частин тіла, а також для ілюстрації їхніх часових рухів, для чого використовується історія руху на зображенні. Цей метод використовує просторові та часові підказки з кожного кадру. При цьому робиться припущення, що відеопослідовності містять лише один об'єкт, що рухається. Отже, цей метод не підходить для сцен з великою кількістю людей.

Автори роботи [42] запропонували три методи представлення ходи, такі як накопичене зображення прогнозування, накопичене зображення потоку та зображення активної енергії, замасковане по краях. Ці методи призначені для подолання проблем, пов'язаних з коваріантами, такими як умови носіння та одягу. В роботі [43] автори поєднали ходу і фазу руху з просторово-часовою моделлю для ідентифікації людини за допомогою енергетичного зображення пози. Це дозволяє відстежувати суб'єктів, навіть якщо вони змінюють швидкість або зупиняються на деякий час.

Автори роботи [44] запропонували нову структуру, засновану на оптичному потоці, яка включає в себе пошук шаблонів, навчання динаміки і розпізнавання. В роботі [45] автори розробили систему на основі просторово-часових точок інтересу для виявлення людей за допомогою фронтальних відеозаписів ходи.

Фізична структура людини може бути добре відображена в підходах, заснованих на зовнішньому вигляді. Було показано, що форма тіла сама по собі є дискримінаційною в більшості методів. Багато згаданих методів вилучення ознак, схоже, ефективно фіксують цю інформацію. Ці ознаки також містять часову інформацію. Замість двовимірного зображення в деяких дослідженнях автори використовували глибинні зображення. Для отримання глибинних зображень використовують пристрої захоплення руху, такі як Microsoft Kinect [46].

Останнім часом методи глибокого навчання привертають до себе значну увагу з боку спільноти комп'ютерного зору. Це пов'язано з тим, що моделі глибокого навчання можуть вивчати багато рівнів ієрархій ознак шляхом побудови високорівневих ознак з низькорівневих [47]. Зокрема, кілька нещодавніх досліджень показали багатообіцяючі результати, коли методи глибокого навчання

застосовуються до цілого ряду застосувань. Наприклад, автори роботи [48] розробили багат шаровий алгоритм зворотного поширення на основі штучної нейронної мережі для класифікації ходи. Автори роботи [49] використали GEI як вхідні дані для згорткової нейронної мережі, призначеної для розпізнавання ходи під назвою GEINet. Автори роботи [50] розробили спеціалізовану архітектуру глибокої згорткової нейронної мережі для розпізнавання ходи.

Нарешті, огляд методів моделювання темпоральної динаміки системи ходи представлений наступним чином: автори роботи [51] використовують вектори ширини та дескриптори Фур'є для представлення силуетів у кожному кадрі. Після цього кожна послідовність моделюється як лінійна інваріантна в часі система, яка фіксує динаміку еволюції векторів опису кадру в часі. Автори роботи [52] запропонували метод, в якому розпізнавання та верифікація силуетів ходи ґрунтується на зіставленні лінійно нормованих у часі циклів ходи.

1.4.2 Використання дескриптору HoG для розпізнавання ходи

Останнім часом, в багатьох методах розпізнавання ходи на базі візуальних ознак, використовується дескриптор HoG. Автори роботи [53] використовували HOG для генерації ознак подвійного набору інформації, які фіксують часову та просторову інформацію з циклу ходи.

В роботі [54] також використовується HOG для отримання усередненого в часі зображення історії руху. Цей підхід може зменшити вплив варіацій швидкості ходи, отримуючи різні фази циклу ходи з одночасним використанням HOG та зображень історії руху.

В роботі [55] був сформульований метод під назвою гістограма зважених локальних напрямків, де гістограма, заснована на локальних напрямках градієнта, генерується і використовується як вектор ознак для ідентифікації ходи. Автори роботи [56] виділили HOG із зображення історії руху і продемонстрували, що HOG менш ефективний для динамічних рухів, ніж для статичних.

Незважаючи на багато переваг, які надає використання HoG у якості дескриптора для генерації ознак ходи, цей підхід має один великий недолік, який полягає у тому, що результуючий вектор ознак буде дуже великим. В більшості наукових робіт, які використовували дескриптор HoG, довжина вектору коливалася від 3780 до 5400 елементів [57].

З метою зниження довжини результуючого вектору ознак пропонується використовувати вектор ознак, який базується на комбінації HoG та текстурних ознак Хараліка. Такий вектор ознак є суттєво меншим за розміром, а також є більш надійним і краще характеризує просторові варіації ходи [58].

1.5 Аналіз інваріантів розпізнавання ходи

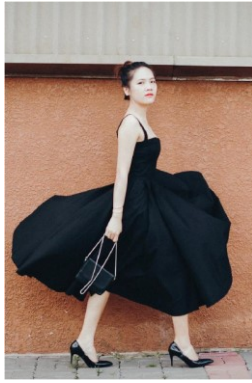
Як і в будь-якій іншій задачі комп'ютерного зору, в задачі розпізнавання людини за ходою є багато факторів, які не змінюють зміст відео, але змінюють зовнішній вигляд і, отже, впливають на внутрішнє уявлення ходи. Всі ці фактори називають інваріантами ходи. Інваріанти ходи можна розділити на дві групи: ті, що впливають на саму ходу, і ті, що впливають тільки на уявлення [59].

Інваріанти з першої групи дійсно змінюють манеру ходи, ускладнюючи розпізнавання як для людини, так і для комп'ютера. Друга група містить умови, які змінюють лише внутрішню репрезентацію, тоді як хода залишається незмінною. Для людини може бути очевидно, що на двох відео одна і та ж людина, але для комп'ютера це дві абсолютно різні відеопослідовності з різними особливостями [60].

До першої групи відносяться зовнішні умови, такі як різне взуття (яке може бути тісним або незручним, або мати високі підбори), що змінює ходу, або умови носіння (сумки, рюкзаки або будь-який важкий вантаж), які займають руки і роблять ходьбу важчою. Крім того, існують внутрішні умови, що змінюють ходу, як, наприклад, хвороба (травма, кульгавість, втома тощо) або алкогольне сп'яніння (рис 1.3) [61].



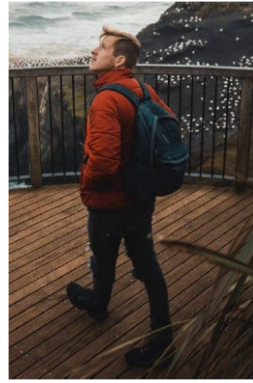
а)



б)



в)



г)



д)

Рисунок 1.3 – Приклади інваріантів ходи, що впливають на ходу [60]: а) – використання опорної тростини; б) – носіння високих підборів; в) – носіння сумки; г) – носіння рюкзаку; д) – інші навантаження

Ще одна внутрішня умова – тривалий проміжок часу між записами. Навіть якщо з моменту першого запису нічого не сталося, якщо до наступного запису пройшло багато часу, хода може дещо змінитися. Другий набір інваріантів ходи, зображений на рисунку 1.4, не змінює манеру ходи, але змінює її репрезентацію.



а)



б)



в)



г)



д)

Рисунок 1.4 – Приклади інваріантів ходи, що впливають на зображення ходи [60]: а) – носіння комбінезона; б) – довга сукня; в) – пальто; г) – оклюзія; д) – погане освітлення та низька якість кадру

Ці інваріанти більш «підступні», оскільки вони можуть бути непомітними для людського ока, але потужними для машини.

До них відносяться зміна точки огляду, що є найскладнішою проблемою для розпізнавання ходи, різний одяг, який може приховувати деякі частини тіла і змінювати форму фігури людини (наприклад, довгі сукні, пальто або куртки-пуховики), різні оклюзії, а також зміна освітлення і налаштувань камери. Людина може навіть не помітити різниці, але навчити модель, стійку до всіх цих варіацій, є великим викликом [62].

Всі описані інваріанти можуть комбінуватися, що робить проблему розпізнавання ще складнішою (рис. 1.4, б) з довгою сукнею та підборами, рис. 1.4, г) з сукнею та оклюзією, крім того, всі зображення на рис. 1.3 та 1.4 мають різні точки огляду).

Серед найбільш частих та впливових інваріантів ходи дослідники виділяють носіння людиною різного одягу, використання фронтальної проєкції камери та різна швидкість руху людини. Розглянемо більш детально кожен інваріант ходи та проведемо огляд наукових робіт в цій області.

1.5.1 Коваріант різного одягу людини

Людина регулярно змінює одяг, що створює значні труднощі для розпізнавання ходи за допомогою зору. Однак ця коваріація, схоже, має менший вплив на генерування фактичної ходи, за винятком ситуацій, коли одяг важкий або занадто тісний.

У літературі було запропоновано багато підходів для вирішення проблеми варіацій одягу. В роботі [63] автори отримали шаблони ходи одних і тих же суб'єктів, одягнених у стандартний одяг та власний одяг у різні дні. Отримана точність розпізнавання на основі GEI була меншою, коли суб'єкти були у власному одязі, ніж коли вони були у спецодязі [64]. Звідси можна зробити висновок, що різний одяг досліджуваних у різні дні негативно впливав на точність розпізнавання системи. У реальних сценаріях вхідні та тестові зразки особи збираються за різних обставин. Таким чином, між цими зразками може бути суттєва відмінність.

В роботі [65] автори використовували декілька шаблонів, які фокусувалися на різних частинах силуету ходи. Тоді шаблони, які фокусуються на знайомих частинах між вхідним та зразками з бази, можуть правильно розпізнати суб'єкта. В роботі [66] була запропонована адаптивна техніка виявлення відхилень, щоб зменшити вплив відмінностей в одязі.

Для розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу пропонується метод розпізнавання людини за ходою на базі локального дескриптору LR2P. Запропонований метод дозволяє використовувати локальні відмінні риси регіонів у GEI для покращення точності розпізнавання ходи за умов носіння людиною різного одягу.

1.5.2 Коваріант фронтальної проєкції камери

Серед різних факторів, які впливають на ефективність розпізнавання ходи, однією з найбільш важливих є зміна кута огляду. Специфіка задачі розпізнавання ходи людини полягає в тому, що найбільш гіршим кутом огляду камери є фронтальний огляд. При фронтальному огляді просторові та часові зміни ходи є менш помітними, ніж при використанні інших кутів [67].

Автори роботи [68] ввели дескриптор, відомий як розкид кривої, для відео ходи спереду. В даній роботі часові зміни контуру тіла, що рухається, представлені у вигляді двовимірного вектору з використанням коду Фрімена. Автори роботи [69] запропонували метод, заснований на фронтальних зображеннях глибини. У цьому методі концепція GEI розширюється до 3D, що призводить до створення об'єму енергії ходи. Крім того, в дослідженні також представлено результати реконструкції часткових об'ємів за глибинними зображеннями фронтальної проєкції [70].

Автори роботи [71] представили метод, заснований на просторово-часових точках інтересу, в якому гістограма орієнтованих градієнтів витягується безпосередньо з відео ходи без виділення силуету. Далі просторово-часові точки інтересу двох різних послідовностей ходи в кінцевому підсумку зіставляються за

допомогою гістограми орієнтованих градієнтів, щоб виміряти схожість між двома послідовностями ходи.

В роботі [72] був запропонований підхід, що використовує внутрішньокадровий опис силуетів, які складаються з набору прямокутників, що вписуються в будь-який замкнутий силует. Після цього додається динамічний кадр, отриманий шляхом усереднення розподілів розмірів для послідовних послідовностей ходи. Автори роботи [73] запропонували шаблон ходи, відомий як «Марширування на місці», для побудови просторових і часових характеристик послідовностей людської ходи.

Для розпізнавання ходи за умов фронтальної проєкції камери пропонується метод розпізнавання людини за ходою на базі аналізу контуру зображення енергії ходи.

1.5.3 Коваріант різної швидкості руху людини

Коли людина змінює швидкість ходи, змінюються відповідні динамічні характеристики, такі як кути суглобів та змінюється довжина кроку; статичні характеристики, такі як площа голови та тулуба, залишаються незмінними. Таким чином, для розробки методів розпізнавання людини за ходою, інваріантних до швидкості ходи, для вилучення дискримінативних ознак ходи переважно використовуються просторові дані.

Автори роботи [74] розкладають тіло людини на області махів ногами, махів руками та голови. Вони позначають сторони n -стороннього багатокутника для обчислення площі всіх областей. Пізніше будується опукла оболонка ознак у кожній області для отримання ключових ознак. Автори роботи [75] використовували статичні та трансформовані кінематичні ознаки для виявлення ходи, інваріантної до швидкості. Модель перетворення кінематичних ознак ходи формується за допомогою навчального набору для багатьох нерозпізнаних осіб, що рухаються з різною швидкістю. Ця модель може перетворювати кінематичні характеристики зі швидкості галереї на іншу швидкість зонда.

Автори роботи [76] представили шаблон ходи, інваріантний до швидкості, і запропонували алгоритм, який називається розширеною локальністю. Цей алгоритм зберігає проекції для зменшення розмірності запропонованого шаблону ходи. В роботі [77] автори знаходять кути зчленування гомілковостопного та колінного суглобів за допомогою паличкової фігури зображення силуету ходи з подальшим вилученням різних інших статичних характеристик. Далі вони застосовують динамічну гістограму орієнтації країв із зображень силуету циклу ходи і використали їх як вектор ознак для класифікації.

Автори роботи [78] представили ознаки інформаційного набору для захоплення часової та просторової інформації з силуетів ходи. Ці ознаки витягуються шляхом отримання гістограми орієнтованих градієнтів для послідовності зображень ходи з подальшим представленням їх за допомогою ентропійної функції Ханмана-Дживана. Автори роботи [79] розробили метод класифікації на основі кадрів та апроксимацію сигналу вейвлет-перетворення для аналізу сигналів ознак на різних частотних роздільних здатностях простору. Цей підхід до класифікації на основі фреймів долає недоліки методів на основі відстаней.

Для розпізнавання ходи за умов різної швидкості руху людини пропонується метод розпізнавання, заснований на використанні просторової динаміки GEI. Цей метод виділяє найбільш релевантні просторові області з GEI для підвищення продуктивності системи розпізнавання ходи, інваріантної до швидкості.

1.6 Аналіз наборів даних для задачі ідентифікації людини за ходою

Етапи навчання та оцінки моделей машинного навчання, незалежно від використаного підходу, залежить від використання наборів даних, що містять дані предметної області. Крім того, використання поширених стандартних наборів даних дозволяє визначити, наскільки ефективним є той чи інший метод розв'язання конкретної проблеми та порівняти його з іншими рішеннями [80].

Стосовно області ідентифікації людини за ходою, кількість об'ємних стандартизованих наборів даних є невеликою, враховуючи як загальнодоступні, так і приватні набори. Такий брак навчальних даних гальмує розробку нових моделей штучного інтелекту, здатних розпізнавати людей за тим, як вони ходять або переміщуються [81]. На шляху до створення великої кількості наборів даних існує дві перешкоди:

- отримання біометрії ходи вимагає великої кількості записів рухів суб'єкта, маючи на увазі запис і створення кількох відео для кожної суб'єкту. Крім того, такі відео зазвичай мають високу розмірність, що тягне за собою необхідність сховищ даних високої ємності для зберігання та маніпулювання даними;

- отримання та публічне поширення біометричних даних потребує дозволу від кожного суб'єкта навчальних даних. Створення та поширення наборів даних ходи без офіційної згоди кожної особи може привести до судових процесів.

Детально розглянемо декілька найбільш популярних наборів даних, які містять різні коваріанти ходи.

Перша і найпростіша база даних, TUM-GAID [82], використовується для розпізнавання ходи збоку (рис. 1.5).



Рисунок 1.5 – Приклади кадрів з набору даних TUM-GAID [82]: а) – нормальна хода; б) – нормальна хода; в) – пальто та бахіли; г) – рюкзак

Вона містить відео для 305 суб'єктів, які йдуть зліва направо та справа наліво, зняті збоку. Частота кадрів відео становить близько 30 кадрів в секунду, а роздільна здатність кожного кадру – 320×240 . TUM-GAID містить відео з різними

умовами ходьби: 6 звичайних прогулянок, 2 прогулянки з рюкзаком і 2 прогулянки у взутті з покриттям для кожної людини.

Хоча є записи лише з одного ракурсу, кількість суб'єктів дозволяє взяти приблизно половину людей як навчальну вибірку, а іншу половину у якості тестової вибірки.

Автори набору даних передбачили поділ на навчальну, валідаційну та тестову множини таким чином, щоб моделі можна було навчати на даних 150 суб'єктів, а тестувати на інших 155. Таким чином, ніяка випадковість не може вплинути на результат [83].

Будучи повнокольоровою, ця колекція може бути застосована у великій кількості експериментів з різними підходами. Крім того, в цій базі даних є відео, зняті з інтервалом у півроку, що дає можливість перевірити стійкість алгоритмів до часових змін ходи.

Другий набір даних, CASIA B [84], відносно невеликий за кількістю суб'єктів, але має велику варіативність точок зору: 124 суб'єкти зняті з 11 різних кутів огляду (від 0° до 180° з кроком 18°).

Відео триває від 3 до 5 секунд, частота кадрів становить близько 25 кадрів в секунду, а роздільна здатність – 320×240 пікселів. Усі траєкторії прямі та записані в приміщенні в одній кімнаті для всіх людей. Окрім різноманітності точок зору, як і в першій колекції, представлено різний одяг та умови носіння: у пальто та з сумкою.

Загалом для кожної людини, знятої з кожної точки зору, доступно 10 відеопослідовностей: 6 звичайних прогулянок без додаткових умов, дві прогулянки у верхньому одязі та дві прогулянки з сумкою. Набір даних CASIA є дуже популярним завдяки варіативності точок зору.

Тим не менш, існує занадто мало суб'єктів, щоб навчити глибоку нейронну мережу розпізнавати ходу з усіх ракурсів без перенастроювання. Приклади відеокадрів з колекції CASIA B показані на рисунку 1.6.

Третя колекція, OULP [85], складається з відеопослідовностей для більш ніж 4000 людей, знятих двома камерами, а кут зйомки плавно змінюється від 55° до 85° .

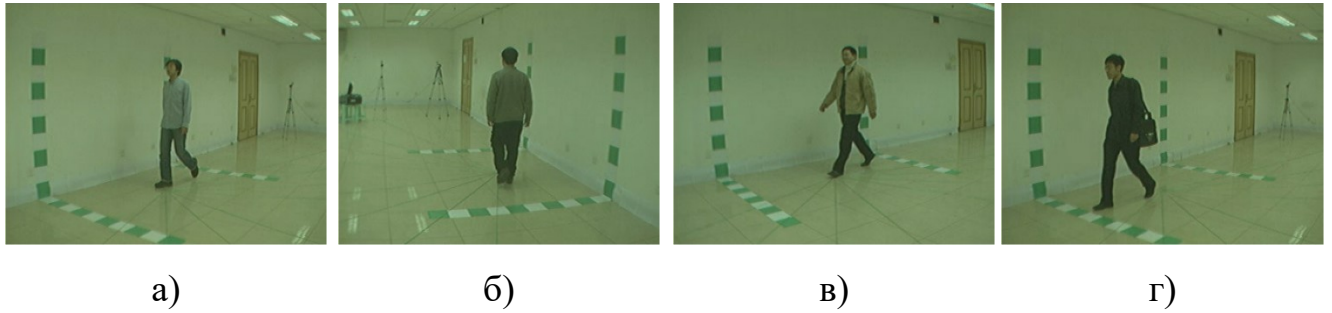


Рисунок 1.6 – Приклади кадрів з набору даних CASIA Gait Dataset B [84]: а) – нормальна хода; б) – нормальна хода; в) – верхній одяг; г) – сумка

Дані з цієї колекції надаються у вигляді силуетних масок, тому не всі описані методи можуть бути застосовані до цієї бази даних. Силуети бінаризовані та нормалізовані до розміру 88×128 (рис. 1.7).



Рисунок 1.7 – Приклади кадрів з набору даних OU-ISIR Large Population Dataset [86]

Тим не менш, оскільки багато розроблених методів розпізнавання ходи оцінюються на цій базі даних, вона також використовується для порівняння підходів.

Втім, для повноти картини слід згадати й інші бази даних ходи, зібрані для експериментів у різних умовах. У Технічному університеті Мюнхена було зібрано

не лише базу даних TUM-GAID, але й іншу, TUM IT-KGP [87] у співпраці з Індійським технологічним інститутом Харапура. Ця база даних досить невелика і містить 35 суб'єктів, але прогулянки фіксуються в 6 різних умовах, включаючи динамічні та статичні оклюзії (з об'єктами, що рухаються або не рухаються, відповідно). Таким чином, TUM IT-KGP вирішує проблему оклюзії, яка є складною, але часто зустрічається в реальному житті.

Ще один фактор, який варіюється в деяких базах даних – це швидкість ходьби. Наприклад, база даних CASIA Gait database C [88] та CMU Motion of body dataset (CMU MoBo [89]) містять звичайну, повільну та швидку ходьбу, а OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset (OUST) [90] складається з відеозаписів ходьби, де швидкість поступово змінюється: прискорюється з 1 км/год до 5 км/год та сповільнюється з 5 км/год до 1 км/год. Інша база даних, зібрана в Університеті Осаки, OU-ISIR Treadmill (OUTM) dataset A [91] містить прогулянки на біговій доріжці з варіацією швидкості від 1 км/год до 10 км/год. Подібно до OULP [92], всі колекції OU-ISIR представлені у вигляді бінарних масок, що обмежує їх використання для експериментів. Дослідники Університету Осаки також зібрали набір даних, що варіюється залежно від віку, OUISIR Gait Database, Large Population Dataset with Age (OULP + Age) [93], де вік суб'єктів розподіляється від 2 до 90 років. Дослідження показують, що манера ходи може змінюватися залежно від віку людини, тому варто перевірити, чи дійсно існує така кореляція.

Щоб перевірити, чи може хода змінюватися протягом тривалого періоду часу, збираються набори даних, що змінюються в часі. Подібно до TUM-GAID, де 32 суб'єкти записуються з інтервалом у 6 місяців, колекція MIT AI [94] та набір даних USF HumanID [95] містять різні типи варіацій, включаючи часовий інтервал між записами. Остання містить 1870 послідовностей, отриманих від 122 суб'єктів з 32 варіантами умов, таким чином, розмір бази даних є занадто великим і вона розповсюджується лише на фізичному USB-накопичувачі, що робить її розповсюдження дуже довгим і складним процесом. Варто відзначити ще одну варіацію, включену в деякі набори даних: варіація рельєфу місцевості. Хоча фон у колекціях розпізнавання ходи зазвичай статичний, навколишнє середовище може

впливати на представлення, тому різні місцевості можуть запобігти перенастроюванню набору даних. Набори даних, що містять такі варіації – це набір даних USF HumanID та база даних SOTON Large [96].

Описані вище колекції не є єдиними доступними наборами даних, багато інших баз даних [97-99] вирішують проблему розпізнавання з декількох поглядів, варіацій одягу та умов носіння.

Більшість з них досить малі, що перешкоджає їх використанню для навчання нейронних мереж, інші (такі як OU-ISIR Multi-View Large Population Dataset (OU MVLP) [96]) були зібрані нещодавно, тому вони також не були використані в експериментах у різних дослідників.

Тим не менш, ці бази даних впливають на розвиток методів розпізнавання ходи, тому їх варто згадати. В таблиці 1.2 наведена інформація стосовно наявності коваріантів ходи, які присутні в тому чи іншому наборі даних.

Таблиця 1.2 – Коваріанти ходи, присутні в різних наборах даних

Коваріант	Набір даних									
	CMU MoBo	TUM GAID	HID-UMD	CASIA	OU-ISIR	USF	SOTON	AVA MVG	KY4D	Whu Gait
Точка зору	+		+	+	+	+	+	+	+	+
Швидкість	+			+	+	+	+			+
Об'єкти	+	+		+			+			
Взуття	+	+	+	+	+	+	+	+		
Одяг	+	+	+	+	+		+	+		
Час				+	+		+		+	+
Поверхня	+	+	+	+		+	+		+	+
Силует		+		+	+				+	
Коливання ходи					+					
Бігова доріжка	+				+		+			
Ходіння по землі	+	+	+	+		+		+	+	+
Тиск стопи				+						

За результатами аналізу, коваріанти були виділені на дванадцять основних характеристик: точка зору, швидкість, об'єкти, взуття, одяг, час, поверхня, силует, коливання ходи, ходьба на біговій доріжці, ходіння по землі та тиск стопи.

В таблиці 1.3 представлена класифікація наборів даних за середовищем створення набору та представленням (на базі кольорів та на базі теплової інформації), а також наведений перелік робіт, присвячених тому чи іншому набору даних.

Таблиця 1.3 – Класифікація наборів даних за середовищем та представленням

Набір	Роботи	Середовище				Представлення	
		Приміщення		Ззовні		Кольори	Теплове
		Статичне	Активне	Статичне	Активне		
CMU Mobo	[24]	+	+			+	
TUM GAID	[33]	+				+	+
HID-UMD	[12, 44]			+		+	
CASIA	[86, 87, 88, 89]	+		+		+	+
OU-ISIR	[34, 36, 60, 61, 66, 68, 69, 99, 104, 106, 109]	+				+	+
USF	[84]			+	+	+	
SOTON	[63, 70, 87]	+				+	
AVAMVG	[14]	+	+			+	
KY4D	[38]	+	+	+	+	+	+
whuGait	[110]	+				+	

1.7 Висновки до першого розділу

В першому розділі дисертаційної роботи проведено поглиблене дослідження найбільш значущих робіт, розроблених в останніх роках щодо розпізнавання ходи, висвітлюючи методи, засновані на візуальних ознаках. Проведене дослідження дозволило виявити основні проблеми та виклики, які стоять перед дослідниками в цій області. Крім того, був проведений аналіз методів біометричної ідентифікації, таких як, відбитки пальців, райдужна оболонка ока та обличчя.

Наукові дослідження, проаналізовані в даному розділі, висвітлюють основні проблеми та зусилля, зроблені науковцями спільноти для розробки методів авторизації та гарантування доступу до контрольованих ресурсів через ідентифікацію ходи. В процесі аналізу також були виявлені переваги систем, заснованих на ході, у порівнянні з іншими системами, що використовують загальнозживані біометричні характеристики. У цьому сенсі, проведений аналізу дозволив вказати на переваги біометрії ходи в порівнянні з іншими біометричними методами та виділити найновіші методології і найсучасніші архітектури в цій області.

Розглянуто питання використання дескриптору HoG для отримання ознак ходи людини. Було показано головний недолік даного дескриптору, який полягає у формуванні вектору ознак великої довжини. Запропоновано метод розпізнавання ходи з використанням дескриптору HoG та текстурних ознак Хараліка, який дозволяє суттєво знизити фінальний розмір вектору ознак та зменшити часові витрати на розпізнавання ходи.

Був проведений аналіз проблеми наявності коваріантів ходи, які суттєво впливають на ефективність методів розпізнавання ходи та практичну доцільність розробки систем біометричної ідентифікації на базі розпізнавання ходи. Були детально розглянути коваріанти, які мають найбільший вплив на ефективність розпізнавання ходи та запропоновані методи, які є робастними до впливу даних коваріантів.

Сформульовано мету та задачі дослідження:

Метою дослідження є підвищення ефективності розпізнавання людини за ходою на базі машинного навчання шляхом розробки методів ідентифікації ходи, робастних до впливу різних коваріантів ходи.

Для досягнення мети дослідження необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз основних проблем використання ходи людини у якості біометричного ідентифікатору при побудові біометричних систем авторизації та гарантування доступу до контрольованих ресурсів;

- удосконалити метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка;
- удосконалити метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P;
- розробити метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери на базі аналізу контуру зображення енергії ходи;
- розробити метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI;
- розробити інструментальні засоби, що реалізують запропоновані рішення та провести апробацію і впровадження отриманих теоретичних результатів.

2 МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ ЗА ХОДОЮ НА БАЗІ ГІСТОГРАМИ ОРІЄНТОВАНИХ ГРАДІЄНТІВ ТА ТЕКСТУРНИХ ОЗНАК ХАРАЛІКА

Однією з важливих проблем системи розпізнавання ходи на основі візуальних ознак є підвищення її продуктивності за рахунок використання вектора ознак низької розмірності. Тому в цьому розділі розглядаються низькорозмірні ознаки, які здатні ефективно вловлювати просторову, градієнтну та текстурну інформацію.

Аналіз наукової літератури показав, що дескриптори гистограм орієнтованих градієнтів (Histogram of Oriented Gradients, HoG) – це популярний дескриптор ознак, який використовується в системах розпізнавання ходи [97]. Дескриптор HoG використовується для отримання локальної інформації про форму з ковзного вікна або області інтересу зображення ходи.

Незважаючи на те, що HoG використовується для розпізнавання ходи в деяких останніх роботах [98], розміри векторів ознак, що використовуються в цих роботах, надзвичайно великі. Ці високорозмірні ознаки, відповідно, збільшують простір пошуку. Крім того, це також збільшує складність виконання системи розпізнавання ходи, яка зростає експоненціально зі збільшенням розмірності. Більше того, при фіксованій кількості навчальних вибірок, прогностична здатність зменшується зі збільшенням розмірності.

Для подолання цього недоліку необхідно розробити ефективний метод, який підвищує продуктивність системи розпізнавання ходи з меншою кількістю ознак HoG. Це було досягнуто завдяки поєднанню HoG та текстурних ознак Хараліка з дисперсією суми [99].

Текстура є однією з важливих біометричних характеристик, яка завжди присутня на зображенні. Вона слугує для кількісної оцінки та ідентифікації областей інтересу на зображенні. Її можна використовувати разом з HoG для виділення найбільш характерних низьковимірних векторів ознак, здатних однозначно ідентифікувати особу.

2.1 Структура запропонованого методу

Структура запропонованого методу розпізнавання людини за ходою показана на рисунку 2.1. Робота методу складається з п'яти кроків.

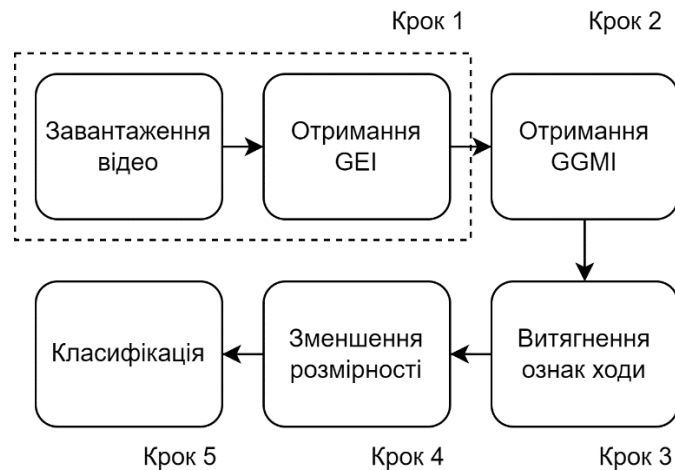


Рисунок 2.1 – Структура запропонованого методу

Крок 1. Отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на послідовність зображень силуетів ходи (бінарні зображення з силуетом). Ці силуети ходи об'єднуються протягом циклу ходи для формування зображення енергії ходи (Gait Energy Image, GEI).

Крок 2. Зображення енергії ходи людини перетворюється на зображення величини градієнта ходи (Gait Gradient Magnitude Image, GGMI).

Крок 3. Витягнення ознак ходи з GGMI особи. Ознаки ходи виділяються шляхом застосування глобального дескриптора HoG та дескриптора текстури Хараліка до всіх комірок GGMI.

Крок 4. Попередня обробка отриманих ознак за допомогою методу аналізу головних компонент (Principal Component Analysis, PCA). Він зменшує розмірність, яка негативно впливає на надійність класифікації, тим самим підвищуючи продуктивність

Крок 5. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в системи біометричної ідентифікації.

2.2 Отримання зображення величини градієнта ходи

Зображення величини градієнта ходи (Gait Gradient Magnitude Image, GGMI) є результатом застосування фільтра Гауса, а потім детектора країв Собела до GEI [75]. В той час як гаусова фільтрація видаляє деталі та шум з GEI, пара ядер оператора Собела розміром 3×3 виділяє області з високою просторовою частотою, які відповідають краям [68].

Таким чином, застосування фільтра Гауса, а потім детектора країв Собела на GEI значно зменшує кількість інформації, яку потрібно обробити, і, відповідно, видаляє інформацію, яка вважається менш значущою. При цьому зберігаються ключові структурні властивості GEI.

У цій роботі шаблон GGMI підготовлено для вилучення ознак. Після вилучення GEI з циклу ходи, він далі перетворюється в GGMI за допомогою кроків алгоритму отримання GGMI.

Даний підхід спрямований на отримання інформації про величину або краї з GEI суб'єкта. Нижче наведений алгоритм отримання GGMI.

- 1: **Вхід:** GEI
- 2: **Вихід:** GGMI
- 3: **Початок**
- 4: зчитування вхідного зображення
- 5: створення фільтра Гауса F_G розміром 5×5 та $\sigma = 1.0$.
- 6: обчислення C шляхом згортки GEI з фільтром F_G
- 7: створення ядер Собела S_x та S_y для горизонтального та вертикального напрямків
- 8: згортка C з S_x для отримання CS_x
- 9: згортка C з S_y для отримання CS_y
- 10: обчислення $GGMI = \sqrt{CS_x^2 + CS_y^2}$
- 11: **Кінець**

На рисунку 2.2 наведені екземпляри GGMI для ходи без інваріантів для різних кутів огляду.

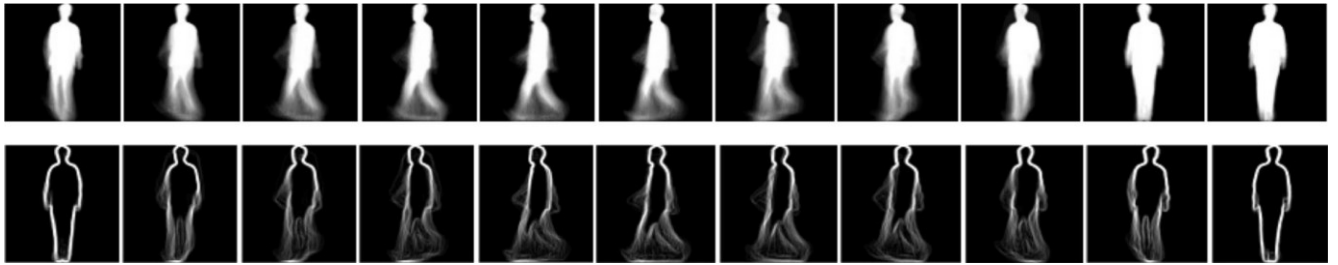


Рисунок 2.2 – Зразки GEI і GGMI для різних кутів огляду

2.2.1 Отримання гістограми орієнтованих градієнтів

Нещодавні дослідження показують, що використання HoG в методах, заснованих на візуальних ознаках, покращує ефективність розпізнавання ходи [90]. HOG – це глобальний дескриптор, який відображає розподіл крайових напрямків або градієнтів інтенсивності [99]. Для обчислення HOG спочатку використовується вектор градієнта для кожного пікселя в GGMI. Для вилучення величин горизонтального та вертикального градієнтів використовуються наступні градієнтні оператори 1-го порядку: $f_x = [-1 \ 0 \ 1]$, $f_y = [-1 \ 0 \ 1]^T$.

Після цього, зображення горизонтального та вертикального градієнтів комбінують для отримання величини та орієнтації градієнта. Для комбінації градієнтів використовується відповідна формула, яка наведена в алгоритмі нижче.

Далі генеруються гістограми комірок. Зображення розбивається на невеликі пов'язані області, які називаються комірками. Наступним кроком є генерація гістограм градієнтів у цих комірках. Комірка вибирається на основі інтенсивності пікселів у напрямку градієнта, а голос (значення, яке потрапляє в комірку) вибирається на основі інтенсивності пікселів у напрямку градієнта. Для побудови HOG цей голос віддається кожним пікселем, присутнім у комірці. Оскільки комірки перекривають половину своєї площі, кожна комірка робить свій внесок у кінцевий вектор ознак більше одного разу.

Для всіх пікселів всередині кожної комірки генерується гістограма напрямків градієнта. Конкатенація цих гістограм утворює дескриптор HoG. Отримані таким

чином значення градієнта локально нормалізуються, тобто нормалізуються по кожній комірці, щоб врахувати варіації контрасту та освітленості.

Для отримання вектору ознак було використано 9 прямокутних комірок однакового розміру та 7 корзин гістограм на кожну комірку. Кут корзин варіюється від $-\pi$ до π з діапазоном 51.43° для однієї корзини. Кількість ознак вектору залежить від кількості комірок і корзин гістограм. Таким чином, 9 комірок з 7 корзинами об'єднуються для отримання 63 одновимірних дескрипторів HOG.

Таким чином, HOG використовується для представлення особливостей кожного GGMI. У цьому дослідженні дескриптор HOG використовується для кращої характеристики зовнішнього вигляду та форми об'єктів на основі розподілу локальних градієнтів інтенсивності за орієнтованими напрямками.

2.2.2 Використання текстурних ознак Хараліка

Початковим етапом аналізу текстури за допомогою функцій Хараліка є обчислення матриці рівнів сірого (Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM) [100], яка має потрібну кількість рівнів сірого.

GLCM є одним з найвідоміших методів виділення особливостей текстури. Він використовується для оцінки статистичних властивостей зображень другого порядку і надає корисні дані про взаємне розташування сусідніх пікселів на зображенні ходи. Кожен запис у GLCM розглядається як ймовірність того, що піксель зі значенням g буде знайдено поруч з пікселем зі значенням h . Елемент $p(g, h)$ матриці зустрічальності обчислюється за допомогою відносної частоти, з якою зустрічаються два пікселі, один з яких має рівень сірого g , а інший – з рівнем сірого h , віддалені один від одного на відстань d і збігаються в напрямку, який задається кутом θ :

$$p(g, h) = \sum_{x=1}^{N_g} \sum_{y=1}^{N_g} \begin{cases} 1, \text{ якщо } I(x, y) = g \text{ та } I(x + dx, y + dy) = h \\ 0, \text{ в іншому випадку} \end{cases}, \quad (2.1)$$

де dx, dy – відстань між пікселем, що нас цікавить, та його сусідом, а N_g – кількість рівнів сірого в GGMI. Для різних орієнтацій θ для 0° , 45° , 90° та 135° , можна обчислити декілька GLCM, які можуть ретельно відображати просторові відношення між сусідніми пікселями і можуть призвести до достовірну характеристику текстури зображень GGMI.

GLCM для GGMI з розмірністю $N_g \times N_g$ можна визначити як

$$P = \begin{bmatrix} p(1,1) & p(1,2) & \dots & p(1,N_g) \\ p(2,1) & p(2,2) & \dots & p(2,N_g) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p(N_g,1) & p(N_g,2) & \dots & p(N_g,N_g) \end{bmatrix}. \quad (2.2)$$

Нормований GLCM обчислюється за наступною формулою:

$$P = \frac{p(g,h)}{\sum_{g=1}^{N_g} \sum_{h=1}^{N_g} p(g,h)}. \quad (2.3)$$

Далі відбувається обчислення текстурних ознак Хараліка з нормалізованого GLCM GGMI. Ознаки Хараліка [101] – це 14 статистичних об'єктів які представляють властивості текстури з P . Цей дескриптор текстури витягується та обчислюється в чотирьох напрямках, для 0° , 45° , 90° та 135° .

Нехай x та y – це координати рядка та стовпця запису в матриці зустрічальності. Тоді $p_x(g)$ та $p_y(h)$ обчислюється наступним чином:

$$p_x(g) = \sum_{h=1}^{N_g} p(g,h), \quad p_y(h) = \sum_{g=1}^{N_g} p(g,h). \quad (2.4)$$

Далі, $P_{x+y}(i)$ – це ймовірність того, що координати матриці входжень у сумі дорівнюють $x + y$, яка визначається наступним чином:

$$p_{x+y}(r) = \sum_{g=1}^{N_g} \sum_{h=1}^{N_g} p(g, h), \quad r = g + h, \quad r = 2, 3, \dots, 2N_g \quad (2.5)$$

У цьому дослідженні в процесі вилучення ознак розглядається лише дисперсія суми (f_{disp}) ознаки. Для обчислення f_{disp} необхідно обчислити середнє квадратичне значення f_{sum} дескриптора текстурних ознак Хараліка. Середнє арифметичне задається за допомогою наступної формули:

$$f_{sum} = \sum_{r=2}^{2N_g} r p_{x+y}(r). \quad (2.6)$$

Таким чином, дисперсія суми визначається за формулою:

$$f_{disp} = \sum_{r=2}^{2N_g} (r - f_{sum})^2 p_{x+y}(r). \quad (2.7)$$

2.2.3 Витягнення ознак

Дискримінативні ознаки, що оцінюються в запропонованому методі вилучення ознак, включають дескриптор HOG та текстурні ознаки Хараліка. Виділення ознак складається з наступних кроків:

- розділити GGMI на 9 комірок однакового розміру;
- обчислити ознаки HOG з 9 різних комірок GGMI;
- обчислити дисперсію суми ознаки Хараліка для 9 різних блоків;
- помножити значення ознаки дисперсії суми комірки на значення HOG ознаки тієї ж комірки;
- виконати попередній крок для всіх дев'яти комірок GGMI;
- провести конкатенацію значень ознак, отриманих з 9 комірок.

Алгоритми, наведені нижче, детально описують кроки, які необхідно виконати для отримання вектору ознак. Нижче наведений алгоритм вилучення ознак ходи.

- 1: **Вхід:** GGMI розміром $p \times q$.
- 2: **Вихід:** вектор ознак f .
- 3: **Початок**
- 4: зчитування вхідного зображення
- 5: $f_x = [-1 \ 0 \ 1]$
- 6: $f_y = [-1 \ 0 \ 1]^T$
- 7: обчислити зображення градієнтів, g_x та g_y шляхом згортки GGMI з f_x та f_y відповідно
- 8: обчислення напрямку: $ang = \arctan(g_y/g_x)$
- 9: обчислення магнітуди: $m = \sqrt{g_y^2 + g_x^2}$
- 10: нехай R – кількість комірок
- 11: нехай B – кількість корзин
- 12: **for** кожна комірка **do**
- 13: **for** $ang_h = -\pi + 2 \times \frac{\pi}{B} : 2 \times \frac{\pi}{B}$ **do**
- 14: квантифікувати орієнтації градієнта для отримання вектору ознак f_g розміром $B \times 1$
- 15: нормалізувати f_g для отримання f_n
- 16: **end for**
- 17: обчислити GLCM для комірки
- 18: обчислити дисперсію суми f_{disp} для чотирьох напрямків θ (0° , 45° , 90° та 135°)
- 19: обчислити середнє $f_{disp} = (f_{disp}^0 + f_{disp}^{45} + f_{disp}^{90} + f_{disp}^{135})/4$
- 20: помножити кожне значення f_n на f_{disp} для отримання вектору ознак f_i
- 21: **end for**
- 22: об'єднати значення ознак, отриманих з R комірок, у вектор ознак $f = [f_1, f_2, \dots, f_R]$
- 23: **Кінець**

Нижче наведений алгоритм збірки гістограми з 7 корзин.

- 1: **Вхід:** зображення напрямку img_{dir} розміром $p \times q$, зображення магнітуди img_{mag} розміром $p \times q$
- 2: **Вихід:** вектор ознак f_g розміром $B \times 1$.
- 3: **Початок**
- 4: зчитування двох вхідних зображень
- 5: задати вектор-стовпець з нулями, f_g розміром $B \times 1$
- 6: **for** комірка розміром $a \times b$ **do**
- 7: перетворити img_{dir} та img_{mag} у відповідні вектори-стовпці V_{dir} та V_{mag}

```

8:   отримати максимальний розмір  $S$  вектору  $V_{dir}$ 
9:    $bin = 0$ 
10:  for  $ang_h = -\pi + 2 \times \frac{\pi}{B} : 2 \times \frac{\pi}{B}$  do
11:     $bin = bin + 1$ 
12:    for  $s = 1 \dots S$  do
13:      if  $V_{dir}(s) < ang\_h$  then
14:         $V_{dir}(s) = 100$ 
15:         $f_g(bin) = f_g(bin) + V_{mag}(s)$ 
16:      end if
17:    end for
18:  end for
19: end for
20: Кінець

```

На рисунку 2.3 зображений приклад розбиття GGMI на комірки для вилучення ознак.

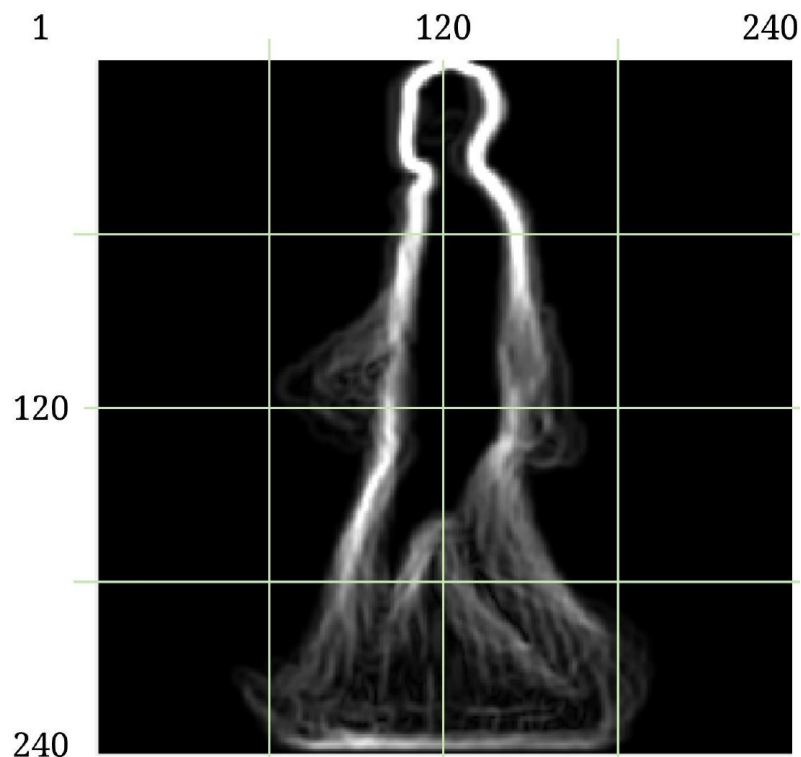


Рисунок 2.3 – Представлення однакових за розміром клітин GGMI, що використовуються для вилучення ознак

На рисунку 2.4 наведені приклади зображень, що представляють 9 різних клітин GGMI.

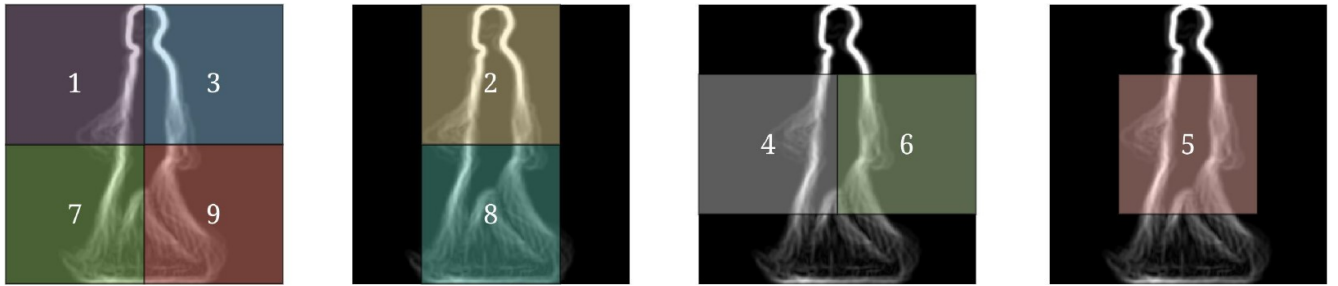


Рисунок 2.4 – Зразки зображень, що представляють 9 різних клітин GGM

Алгоритми вилучення ознак ходи та збірки гістограми з 7 корзин пояснюються наступним чином: спочатку необхідно отримати градієнтні зображення g_x і g_y шляхом згортки GGM за допомогою градієнтних операторів f_x та f_y . Наступним кроком є отримання двох зображень, які називаються зображенням величини img_{mag} та зображенням напрямку img_{dir} з градієнтних зображень за допомогою кроків 8 та 9 Алгоритму вилучення ознак ходи.

Нехай загальна кількість корзин B дорівнює 7. Зображення магнітуд і зображення орієнтації розбито на 9 комірок. Для кожної комірки пікселі, присутні на зображеннях магнітуди та орієнтації цієї комірки, перетворюються у вектор-стовпець V_{mag} та V_{dir} відповідно.

Для того, щоб зібрати гістограму, розглядається діапазон з 7 орієнтаційних корзин між діапазоном $-\pi$ до π , з $2 \times \frac{\pi}{B}$ призначених для кожної корзини, як показано в алгоритмі збірки гістограми. На кожній ітерації виконуються обчислення для зображення амплітуди і орієнтації для певного діапазону. Кожен піксель, присутній на зображенні орієнтації комірки, перевіряється на предмет того, чи знаходиться він у певному діапазоні орієнтації. Якщо він знаходиться в цьому діапазоні, значення відповідного пікселя на зображенні магнітуди додається і зберігається, як показано на 15 кроці алгоритму збірки гістограми. Для кожної комірки отримується 7 значень. Таким чином, отримуємо вектор ознак f_g розміром 63×1 , який далі нормалізується для отримання f_n .

Далі обчислюється GLCM кожної комірки, після чого обчислюється дисперсія суми дескриптора текстури за чотирма напрямками (0° , 45° , 90° та 135°).

Нарешті, отримується середнє значення f_{disp} за всіма 4 напрямками. Значення дисперсії суми, отримане для конкретної комірки, множиться на вектор ознак f_n тієї ж комірки. Нарешті, ознаки всіх дев'яти комірок об'єднуються, щоб отримати остаточний вектор ознак f .

2.3 Дослідження параметрів запропонованого методу

В даному підрозділі досліджується процес вибору текстурних ознак Хараліка, аргументується процес вибору кількості орієнтованих корзин для формування вектору ознак, а також досліджуються переваги запропонованого вектору ознак у порівнянні з вектором ознак дескриптору HoG.

Текстурні ознаки Хараліка представляють собою множину з 14 ознак. Для того, щоб вибрати найбільш дискримінативну ознаку, було проведено дослідження ефективності ознак на наборах даних ходи OU-ISIR D і CASIA B.

Нижче наведений алгоритм вибору найбільш дискримінативної ознаки Хараліка.

- 1: **Вхід:** Множина екземплярів ходи $N = \{N_1, N_2, \dots, N_T\}$
- 2: **Початок**
- 3: нехай G – загальна кількість GGMI, отриманих з усіх екземплярів множини N
- 4: розділити G на R однакових за розміром комірок, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_R\}$
- 5: **for** усіх комірок C для всіх GGMI **do**
- 6: **for** першої комірки c_1 **do**
- 7: обчислити k текстурних ознак Хараліка, $F = F_1, F_2, \dots, F_k$
- 8: **end for**
- 9: сформувати вектор ознак розміром $G \times k$
- 10: застосувати алгоритм вибору ознак Relief
- 11: визначити для кожної ознаки F_j , вагу W в діапазоні $-1 \leq W[j] \leq 1$.
- 12: **end for**
- 13: обчислити середнє ваги W_j , отриманої з усіх комірок C для ознаки F_j
- 14: $M = \left\{ \frac{c_1 W_1 + c_2 W_1 + \dots + c_R W_1}{R}, \dots, \frac{c_1 W_k + c_2 W_k + \dots + c_R W_k}{R} \right\}$
- 15: обрати ознаку з F з найбільшим значенням.
- 16: **Кінець**

Алгоритм починається з розгляду T екземплярів з набору даних ходи (було обрано 30 екземплярів). По-перше, для кожного екземпляру з набору даних ходи CASIA B отримується набір з 6 GGMI для кожного екземпляру.

Таким чином, всього в експерименті розглядається $30 \times 6 = 180$ GGMI. Крім того, 2 GGMI для кожного екземпляру отримано з набору даних ходи OU-ISIR D.

Таким чином, всього для експерименту розглядається $30 \times 2 = 60$ GGMI. Ці відібрані GGMI поділяються на 9 однакових за розміром комірок. Після цього з кожної комірки виділяється 14 текстурних дескрипторів Хараліка ($k = 14$).

До 14 ознак, витягнутих з комірки, застосовується алгоритм виділення ознак Relief, представлений в роботі [102], з подальшим отриманням ваги W для кожної ознаки цієї комірки.

Ця процедура повторюється для всіх 9 комірок, після чого визначається вага кожної ознаки для всіх 9 комірок окремо. Нарешті, обчислюється середнє значення ваг, отриманих для певної ознаки з усіх клітинок.

Наступним кроком є сортування ознак за їхніми вагами та обирається ознака з найвищим рангом.

До виокремлених ознак застосовується метод вибору ознак Relief, щоб вибрати найбільш релевантну ознаку з мінімальною надмірністю.

В Таблиці 2.1 показано ранжування ознак для наборів даних CASIA B та OU-ISIR D. З показників таблиці видно, що найвищий рейтинг для обох наборів даних має ознака дисперсії суми.

Це символізує, що найбільш дискримінативною характеристикою текстури, яку можна виділити з кожної комірки GGMI, є дисперсія суми. Тому запропонований метод використовує дескриптор дисперсії суми.

Виявлено, що дескриптор f_{disp} незначно змінюється для GGMI одного і того ж екземпляру і значно відрізняється для GGMI різних екземплярів.

У наведеному вище експерименті ознаки текстури витягуються з кожної клітинки окремо, а не з усього GGMI. Це пов'язано з тим, що в запропонованій роботі ознака Хараліка витягується з кожної комірки окремо.

Отже, необхідно з'ясувати, що в кожній комірці, де текстури відрізняються, дисперсія суми є найбільш дискримінативною ознакою.

Незважаючи на те, що HoG використовується для розпізнавання ходи в деяких останніх роботах, розмір вектору ознак, що використовується в цих роботах, є великим (5400×1 і так далі).

Отже, був запропонований метод, який забезпечує більшу точність з меншою кількістю ознак HOG. Цього було досягнуто шляхом множення значення дисперсії суми дескриптора текстури Хараліка для комірки на HOG-ознаки цієї комірки. Множення f_{disp} на HOG-ознаки підвищує точність розпізнавання з причин, зазначених у таблиці 2.2.

Таблиця 2.1 – Середня вага 14 текстурних ознак Хараліка, отримана на наборах даних CASIA B та OU-ISIR D

Ознака	CASIA B	OU-ISIR D
Кутовий секундний момент	0.224186	0.212594
Контраст	0.210124	0.198094
Кореляції	0.012049	0.012044
Дисперсія	0.265321	0.278477
Обернений різницевий момент	0.000013	0.000015
Середнє значення суми	0.251853	0.258529
Дисперсія суми	0.298268	0.271203
Ентропія суми	0.248778	0.228771
Ентропія	0.252811	0.254253
Дисперсія різниці	0.198812	0.194629
Різницева ентропія	0.181442	0.194345
Інформаційна міра 1	0.198745	0.194059
Інформаційна міра 2	0.208927	0.198152
Максимальний коефіцієнт кореляції	0.213452	0.252584

Усі шаблони GEI та GGMI, що використовуються в цій роботі, мають розмір 240×240 . Шаблон GGMI розділений на $R = 9$ комірок з 50% перекриттям. Таким чином, розмір кожної комірки становить 120×120 .

З кожної комірки розміром 120×120 отримується набір з 7 значень, оскільки загальна кількість корзин дорівнює 7. Нарешті, значення 7 корзин з 9 комірок об'єднуються для отримання 63 одновимірних векторів ознак f .

В дескрипторі HOG ознаки обчислюються з розподілу напрямків градієнтів. Градієнти зображення є цінними, оскільки величини градієнтів є великими в кутах і на краях.

Ці кути і краї містять більше інформації про форму об'єкта, ніж плоскі ділянки. Отже, використання GGMI призводить до виділення рельєфних країв, що дозволяє підвищити продуктивність системи виявлення ходи.

Таблиця 2.2 – Наслідки множення f_{disp} на ознаки HOG

Випадки	Наслідок
Коли дві однакові комірки на зображеннях двох різних об'єктів мають однаковий f_{disp}	Не впливає на точність розпізнавання, оскільки різниця у значеннях вектору ознак HOG двох об'єктів залишиться незмінною
Коли дві однакові комірки на зображеннях двох різних об'єктів мають різні f_{disp} , це призводить до того, що вектор ознак HOG відрізняється	Підвищує точність розпізнавання
Коли дві однакові комірки на зображеннях двох різних об'єктів мають різні f_{disp} , це призводить до однакового вектора ознак HOG (дуже рідкісний випадок)	Не впливає на розпізнавання ходи в значній мірі, оскільки цей вектор ознак отримано лише для однієї комірки. Остаточний вектор ознак є конкатенацією значень з 9 різних комірок

Більшість існуючих робіт розглядали 9 бінів для кожної комірки, тоді як в цьому дослідженні розглядається різна кількість корзин для того, щоб отримати високу точність розпізнавання з меншою кількістю ознак.

Так, в процесі дослідження були проведені експерименти з 4, 5, 6, 7, 8 і 9 корзинами для кожної комірки. В результаті, експеримент показав хорошу точність розпізнавання для 7 корзин, а також незначне покращення для 8 та 9 корзин. Таким чином, для кожної комірки фіксується 7 корзин.

Діапазон 9 орієнтаційних корзин, який розглядається в існуючих роботах з розпізнавання ходи, становить від 0° до 180° , з 20° для кожної корзини (тобто, від 0° до 20° , від 20° до 40° , від 40° до 60° , від 60° до 80° , від 80° до 100° , від 100° до 120° , від 120° до 140° , від 140° до 160° , від 160° до 180°). Діапазон кутів становить від 0° до 180° замість 0° до 360° . Ці градієнти називаються беззнаковими, оскільки градієнт і його від'ємник позначаються одним і тим же числом.

Але в цьому дослідженні розглядається діапазон з 7 діапазонів орієнтації від -180° до 180° , з діапазоном 51.43° , призначеним для кожної корзини (тобто, від -180° до -128.58° , від -128.58° до -77.16° , від -77.16° до -25.74° , від -25.74° до 25.74° , від 25.74° до 77.16° , від 77.16° до 128.58° , від 128.58° до 180°). У цьому експерименті градієнт і його від'ємне значення не вважаються одним і тим же числом.

Це пов'язано з тим, що експеримент проводився як зі знаковими, так і беззнаковими градієнтами. Емпірично було виявлено, що градієнти зі знаком працюють краще, ніж градієнти без знаку для GGMI.

Співвідношення вектору ознак, отриманого за допомогою HOG та запропонованого методу, проілюстровано на діаграмі простору ознак. На рисунку 2.5, а показано ознаки HOG, вилучені з одного об'єкта для трьох різних GGMI (GGMI1_S1, GGMI2_S1, GGMI3_S1). На рисунку 2.5, б показано ознаки HOG, витягнуті з трьох різних суб'єктів для одного GGMI (GGMI1_S1, GGMI1_S2, GGMI1_S3).

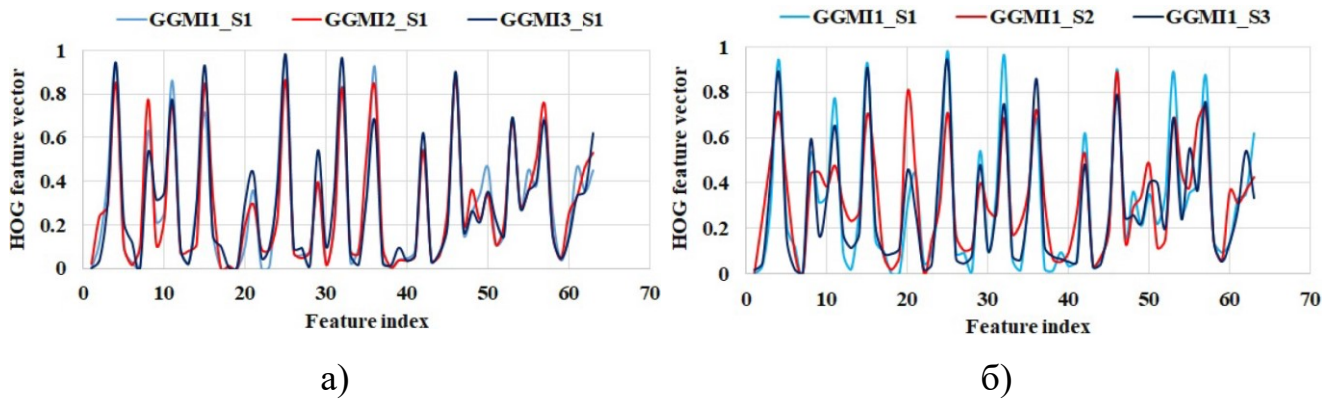


Рисунок 2.5 – Діаграма простору ознак, що представляє вектор ознак HOG: а) – трьох GGMI однієї людини; б) – трьох GGMI різних людей

На рисунку 2.6, а показано запропоновані ознаки ходи, отримані від одного і того ж суб'єкта для трьох різних GGMI, а на рисунку 2.6, б – запропоновані ознаки, отримані від трьох різних суб'єктів для одного GGMI.

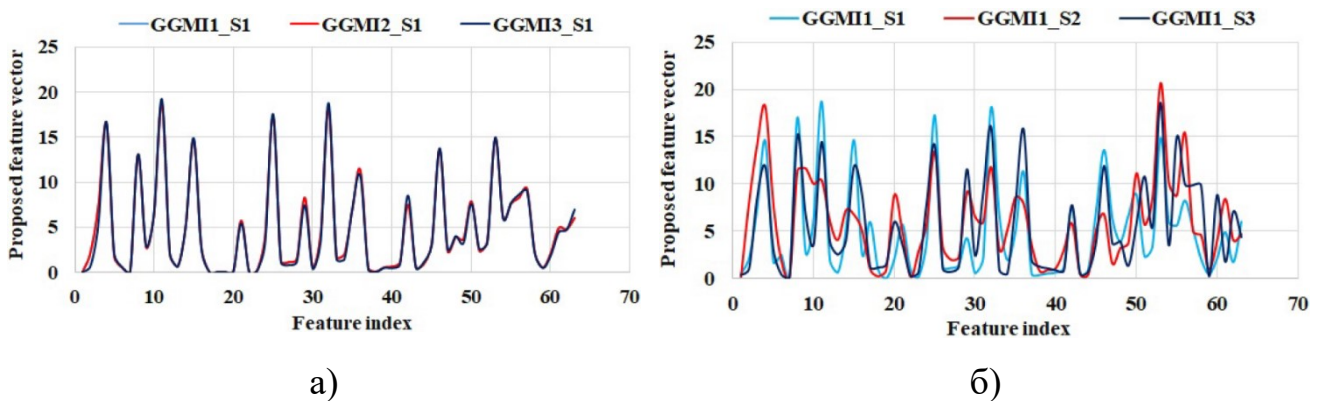


Рисунок 2.6 – Діаграма простору ознак, що представляє запропонований вектор ознак: а) – трьох GGMI однієї людини; б) – трьох GGMI різних людей

З діаграми простору ознак запропонованих ознак видно, що в межах трьох циклів ходи одного і того ж суб'єкта утворюється дуже незначна варіація, але значна варіація утворюється для циклу ходи трьох різних суб'єктів. Розділення кривих на рисунку 2.6, б у порівнянні з рисунком 2.5, б вказує на значну різницю між міжкласовими відстанями.

Водночас, малі внутрішньокласові дисперсії на рисунку 2.6, а порівняно з рисунком 2.5, а демонструють дискримінативну здатність ознаки. Так як текстура

для кожної комірки GGMI є різною, відповідно, значення дисперсії суми також є різними. Тому форма графіка на рисунках 2.6, а та 2.6, б змінюється.

У цьому дослідженні також оцінюється вплив зменшення розмірності на точність класифікації вилучених ознак.

Виявлено, що PCA значно підвищує точність розпізнавання запропонованого методу і зменшує вимоги до зберігання даних. Для розпізнавання ходи використовується класифікатор KNN. У цьому дослідженні кількість сусідів дорівнює 1, а у якості метрики відстані були використана евклідова відстань. Для вимірювання ефективності запропонованого методу використовується показник точності розпізнавання.

2.4 Експериментальне дослідження запропонованого методу

Ефективність запропонованого методу оцінюється на п'яти широко використовуваних наборах даних ходи: CASIA A, CASIA B, OU-ISIR D, CMU MoBo та KTH. Кожен набір даних складається з послідовностей ходи, зібраних в декількох середовищах з коваріантами кутів зору, швидкості та стилю ходи.

2.4.1 Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA A

Експериментальні результати на наборі даних CASIA A та їх порівняння з результатами існуючих в літературі методів наведено в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Точність запропонованого методу на наборі даних CASIA A

Метод	0°	45°	90°	Середня
CGI-HOG [103]	96.19%	97.40%	98.30%	97.30%
Alpha-HOG [104]	95.29%	94.69%	97.70%	95.89%
GNE-HOG [91]	93.28%	94.22%	95.40%	94.30%
Запропонований	95.30%	98.69%	99.30%	97.77%

Для навчання були використані три послідовності з набору, для тестування була використана одна послідовність.

Це дослідження показує, що обчислення запропонованих ознак значно покращує продуктивність методу розпізнавання ходи для кутів огляду камери 45° та 90° .

Результати показують, що точність запропонованого методу є дещо меншою для ракурсу 0° , оскільки просторова та динамічна інформація, отримана для фронтального ракурсу, є меншою порівняно з іншими варіаціями ракурсу.

2.4.2 Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA B

На наборі даних ходи CASIA B були проведені два експерименти.

Перший експеримент полягає у розпізнаванні ходи за умов коваріанту кута огляду. Для даного експерименту ознаки виділяються для всіх 11 кутів огляду для 124 суб'єктів з набору даних.

Для кожного суб'єкта ознаки виділяються з 6 циклів ходи. Таким чином, кількість ознак дорівнює $124 \times 6 = 744$ GGMI для кожного кута огляду. Точність класифікації отримано окремо для кожного кута огляду. Серед 6 послідовностей ходи перші чотири послідовності використовуються для навчання, а решта (дві послідовності) використовується для тестування. Результати, отримані для звичайної ходьби для всіх кутів, наведені в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – Точність розпізнавання (у відсотках) запропонованого методу на наборі даних CASIA B у порівнянні з іншими методами

Метод	0°	18°	36°	54°	72°	90°	108°	126°	144°	162°	180°
M1 [58]	99.19	99.59	94.59	94.18	95.18	95.58	95.56	96.77	96.36	98.36	99.55
M2 [82]	91.22	90.98	92.40	95.45	95.72	95.38	94.08	95.36	94.77	94.30	94.05
M3 [70]	97.55	92.62	95.90	94.90	95.85	95.24	95.66	95.32	94.84	94.55	95.32
M4 [93]	100	98.82	95.60	94.40	93.20	93.58	93.60	95.60	94.69	94.22	95.82
M5 [66]	55.52	44.40	66.92	77.91	77.91	88.22	66.80	77.25	75.92	77.20	59.10
Власний	98.96	98.96	98.65	99.51	99.20	99.11	98.78	99.31	99.10	98.70	98.08

Метод розпізнавання ходи, представлений в роботі [98], перевершує запропонований метод у трьох випадках нормальних умов ходьби (при 0° , 18° та 180°). У випадку зміни ракурсу запропонована методика працює краще для більшості ракурсів, але не для фронтального ракурсу.

Таким чином, будь-які зміни в куті огляду також змінюють візуальні характеристики, такі як дані, пов'язані з формою та рухом.

Порівняння результатів для вигляду збоку показано в Таблиці 2.5. З результатів можна зробити висновок, що продуктивність запропонованого підходу в більшості випадків перевершує продуктивність інших методів.

Таблиця 2.5 – Порівняння точності розпізнавання на наборі даних ходи CASIA B для кута огляду 90°

Метод	Точність
LBP [81]	46.22%
PSB [84]	62.14%
FC [50]	62.20%
GNE-HOG [91]	80.72%
MI-HOG [44]	75.12%
GHEI-HOG [78]	73.46%
Alpha-HOG [104]	75.20%
CGI-HOG [103]	80.92%
BS-HOG [87]	93.48%
Запропонований	99.11%

Другий експеримент полягав у розпізнаванні ходи в перехресному куті огляду. Суть даного експерименту полягає в тому, що для навчання використовуються відео з кутом огляду у 90° , тоді як для тестування використовуються різні кути огляду у діапазоні від 0° до 180° (0° , 18° , 36° , 54° ,

72°, 108°, 126°, 144°, 162° і 180°). Результати даного експериментального дослідження наведені в таблиці 2.6.

Ефективність цього методу розпізнавання ходи порівнюється з продуктивністю п'яти інших підходів, включаючи метод, заснований на глибокому навчанні.

Для оцінки ефективності розпізнавання запропонованого методу та методів-аналогів використовуються дані для 100 осіб.

Результати дослідження показують, що розпізнавання ходи за перехресними кутами огляду між двома близькими зображеннями забезпечує кращу точність розпізнавання, оскільки різні зображення ходи мають більшу кількість спільної інформації, коли їхні кути огляду зближуються.

Запропонований метод працює краще в більшості випадків, що призводить до вищої середньої точності порівняно з іншими методами.

Це означає, що структурна інформація від GGMI, HOG та статистична інформація про текстуру від f_{disp} разом сприяють підвищенню ефективності системи розпізнавання ходи.

Таблиця 2.6 – Точність розпізнавання (у відсотках) на наборі даних ходи CASIA B для перехресних кутів огляду

Метод	0 °	18 °	36 °	54 °	72 °	108 °	126 °	144 °	162 °	180 °	Середнє
M1 [22]	17	22	35	62	95	96	66	39	20	14	46.60
M2 [23]	18	25	42	67	97	96	69	42	22	14	49.20
M3 [20]	9	13	46	81	100	100	80	50	16	8	50.30
M4 [24]	19	37	68	92	99	99	93	66	37	19	62.90
M5 [25]	39	76	65	85	95	96	92	68	75	38	72.9
Власний	43	69	76	95	92	99	95	77	69	42	75.7

2.4.3 Експериментальне дослідження на наборі даних OU-ISIR D

Даний набір даних складається з двох послідовностей кожної людини. Серед цих двох послідовностей одна послідовність використовується для навчання, а інша – для тестування.

Для DB_{high} і DB_{low} використовується 100 послідовностей для навчання і 100 послідовностей для тестування. У таблиці 2.7 наведено порівняння запропонованого підходу з іншими методами, описаними в літературі.

З даних таблиці видно, що запропонований метод забезпечує хорошу точність розпізнавання порівняно з іншими методами, оскільки він витягує з GGMI як градієнтну, так і текстурну інформацію.

Результати експерименту показують, що коливання швидкості ходьби, які є основним коваріантом, що впливає на розпізнавання ходи, можуть бути керованими за допомогою запропонованого методу.

Таблиця 2.7 – Результати та порівняння ефективності розпізнавання ходи за ходою на наборі даних OU-ISIR D

Метод	DB_{high}	DB_{low}
LBP [81]	49.10%	50.24%
PSB [84]	87.12%	84.00%
FC [50]	92.20%	90.85%
GNE-HOG [91]	95.00%	94.89%
MI-HOG [44]	89.90%	89.80%
GHEI-HOG [78]	92.90%	94.20%
Alpha-HOG [104]	95.10%	95.12%
CGI-HOG [103]	98.10%	95.20%
BS-HOG [87]	96.15%	100.0%
Запропонований	99.00%	100.0%

2.4.4 Експериментальне дослідження на наборі даних CMU MoVo

Для вимірювання ефективності розпізнавання ходи, в цій роботі було використано 25 суб'єктів зі швидкою швидкістю ходи 4.5 км/год та повільною швидкістю ходи 3.3 км/год. У цьому експерименті запропонований метод

оцінюється при різних швидкостях ходьби. Тобто, відео повільної ходи використовується як тестова вибірка, а відео швидкої ходи – як контрольна вибірка.

Результати, отримані за допомогою запропонованого методу та його порівняння з іншими методами, де кілька методів базуються на HOG, продемонстровано в Таблиці 2.8.

З таблиці видно, що запропонований метод дає найкращу точність розпізнавання порівняно з іншими методами, які були запропоновані в попередніх роботах.

Таблиця 2.8 – Результати та порівняння ефективності розпізнавання ходи на наборі даних CMU MoBo.

Метод	Точність
LBP [81]	13.00%
PSB [84]	37.00%
FC [50]	59.00%
GNE-HOG [91]	75.00%
MI-HOG [44]	75.00%
GHEI-HOG [78]	72.00%
Alpha-HOG [104]	77.00%
CGI-HOG [103]	76.00%
BS-HOG [87]	77.00%
Запропонований	82.00%

2.4.5 Експериментальне дослідження на наборі даних KTH

В експерименті розглядаються всі чотири сценарії *sn1*, *sn2*, *sn3* і *sn4*. Для кожного суб'єкта для експериментального дослідження розглядаються 6 циклів ходи, що в свою чергу, становить 6 GGMI.

Таким чином, дані ходи складаються з 150 GGMI. Відповідно, для класифікації використовується 150 векторів ознак по 25 піддослідних для кожного сценарію (*sn1*, *sn2*, *sn3*, *sn4*). Серед 6 GGMI чотири GGMI розглядаються для навчання, а дві GGMI – для тестування.

Експериментальні результати, наведені в таблицях 2.9 і 2.10, ілюструють, що запропонований метод працює краще, ніж інші методи, запропоновані в літературі в контексті HOG.

Таблиця 2.9 – Точність розпізнавання запропонованого методу на наборі даних КТН для бігу підтюпцем для чотирьох сценаріїв

Метод	<i>sn1</i>	<i>sn2</i>	<i>sn3</i>	<i>sn4</i>
GHEI-HOG [78]	86.80%	79.90%	83.12%	86.15%
Alpha-HOG [104]	90.12%	89.80%	90.14%	96.20%
CGI-HOG [103]	92.60%	87.52%	88.12%	97.00%
Запропонований	96.10%	91.00%	93.80%	98.10%

Аналіз наукових джерел показав, що коваріант, який призводить до меншого значення точності розпізнавання – це коваріант одягу. Оскільки коваріант одягу спричиняє значні зміни в силуетах суб'єкта, він знижує точність розпізнавання, оскільки методи, що базуються на зовнішньому вигляді, залежать від просторових і часових змін силуетів протягом циклу ходи.

Таблиця 2.10 – Точність розпізнавання запропонованого методу на наборі даних КТН для швидкого бігу для чотирьох сценаріїв

Метод	<i>sn1</i>	<i>sn2</i>	<i>sn3</i>	<i>sn4</i>
GHEI-HOG [78]	87.10%	77.10%	80.20%	88.20%
Alpha-HOG [104]	90.10%	84.60%	89.10%	89.60%
CGI-HOG [103]	94.40%	87.90%	89.30%	95.20%
Запропонований	94.12%	85.40%	92.20%	96.00%

З таблиць 2.9 та 2.10 видно, що максимальне значення точності отримано для нормального стану ($sn1$ і $sn4$), а помітно менше точності, отриманої для стану одягу $sn3$. Це свідчить про те, що стиль одягу впливає на ідентифікацію осіб.

Найбільше інформації про ходу завжди буде отримано завжди для кута огляду близько 90° , і вона буде поступово зменшуватися для інших кутів огляду.

Отже, точність для сценаріїв $sn1$ і $sn4$ є більшою, ніж для сценарію $sn2$. Результати на наборі даних КТН доводять, що запропонований метод може забезпечити кращу точність розпізнавання для інших типів ходи, таких як швидкий біг і біг підтюпцем. Порівняльний аналіз з іншими підходами, заснованими на HOG, показує, що запропонований підхід дає кращі результати, ніж методи-аналоги.

2.5 Висновки до другого розділу

В даному розділі дисертаційної роботи запропоновано метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка.

Запропонований метод використовує популярний дескриптор ознак HoG та текстурні ознак Хараліка з дисперсією суми для зменшення кількості ознак HoG. Показано, що текстурні ознаки Хараліків можуть бути використані разом з HoG для виділення найбільш характерних низьковимірних векторів ознак, здатних однозначно ідентифікувати людей.

Результуючий вектор ознак є більш надійним і краще характеризує просторові варіації ходи. Менша довжина вектору ознак дозволяє зменшити обчислювальну складність системи розпізнавання ходи.

Проведено детальний експеримент щодо вибору та використання дескриптора текстури Хараліка з дисперсією суми серед багатьох інших дескрипторів текстури, витягнутих з GGMI, щоб з'ясувати, як він підвищує точність розпізнавання системи розпізнавання ходи у поєднанні з HOG.

Для дослідження запропонованого методу були проведені експерименти на п'яти еталонних наборах даних ходи. Результати запропонованого методу були порівняні з іншими методами розпізнавання ходи на основі HOG. В результаті дослідження було визначено, що запропонований метод, в більшості випадків, є більш ефективним у порівнянні з методами-аналогами. Наприклад, на наборі даних CASIA A, запропонований метод показав середню точність розпізнавання 97.77%, що перевищує показники методів-аналогів. На наборі даних CASIA B, метод показав найкращі показники точності майже для всіх кутів огляду камери (перевага над найближчим аналогом склала від 3.8% до 6.4% в залежності від куту огляду). Для набору даних CMU MoBo, запропонований метод показав 82.00% точності розпізнавання людини за ходою, що перевищує показник найближчого методу-аналогу на 5%.

Отримано наступний пункт наукової новизни:

– *удосконалено* метод розпізнавання людини за ходою на базі гістограми орієнтованих градієнтів та текстурних ознак Хараліка, що дозволило зменшити часові та обчислювальні витрати на розпізнавання ходи за рахунок зменшення розмірності вектору ознак ходи.

3 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ ЗА ХОДОЮ ЗА УМОВ НАЯВНОСТІ РІЗНИХ КОВАРІАНТІВ ХОДИ

3.1 Метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P

Одним з головних коваріантів ходи є відмінність стилю одягу між зображеннями ходи, які знаходяться в базі осіб та вхідного зображення ходи. Цей коваріант впливає на розпізнавання людей, пов'язаних зі змінами в стилі одягу, таких як напівсорочка, довге пальто, спідниця, звичайні штани, пальто і так далі. Під впливом одягу змінюється силует ходи людини.

Це означає, що для успішного розпізнавання людини за ходою необхідно обирати більш виразні характеристики ходи, які дають суттєве уявлення про особливості біометрії ходи.

3.1.1 Структура запропонованого методу

Запропонований метод базується на використанні дескриптора текстури GEI. Він використовує локальні відмінні риси регіонів у GEI, що дозволяє покращити ефективність розпізнавання ходи.

Структура запропонованого методу розпізнавання людини за ходою показана на рисунку 3.1. Робота методу складається з семи кроків.

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на серію зображень, які перетворюються на бінарне зображення з силуетом. GEI створюється шляхом поєднання цих силуетів ходи протягом циклу ходи.

Крок 2. На цьому етапі обираються два регіони інтересу (Region of Interest, ROI), які вважаються менш схильними до впливу варіацій одягу. Далі, з цих двох регіонів витягуються ознаки ходи. Приклад регіонів інтересу, що використовуються в даному методі, наведений на рисунку 3.2.

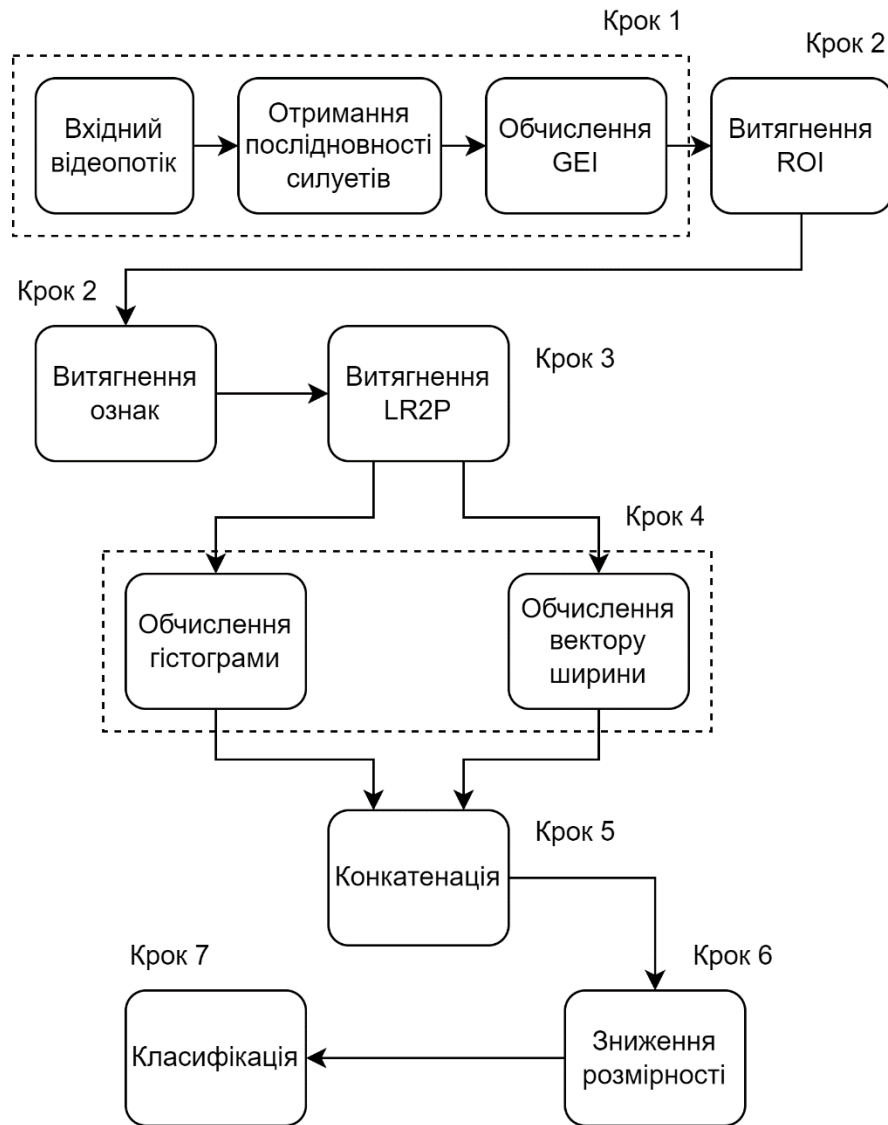


Рисунок 3.1 – Структура запропонованого методу

Крок 3. Для вилучення ознак з регіонів інтересу, був використаний дескриптор LR2P (Local Rotation Robust Pattern), який також представлений в даній роботі.

Крок 4. На базі вилучених ознак, для кожного регіону формується гістограма та вектор горизонтальної ширини значень пікселів дескриптора LR2P.

Крок 5. Отриманий вектор горизонтальної ширини та гістограма для кожного регіону конкатенуються для формування вектору ознак ходи людини.

Крок 6. До вектору ознак застосовуються методи зменшення розмірності.

Крок 7. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в системі біометричної ідентифікації.

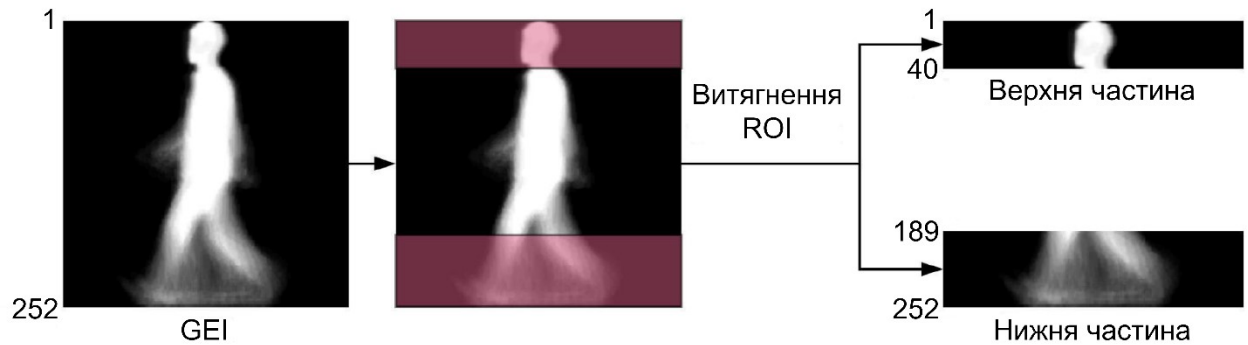


Рисунок 3.2 – Приклад регіонів інтересу

Нижче наведений алгоритм витягнення ознак.

- 1: **Вхід:** GEI особи $GEI(x, y)$, розміром $k \times n$;
- 2: **Вихід:** Вектор ознак f ;
- 3: **Початок**
- 4: зчитування вхідного зображення
- 5: витягнення регіонів інтересу: $GEI_1(x, y)$ та $GEI_2(x, y)$;
- 6: обчислення дескриптору LR2P;
- 7: обчислення гістограм fh_i для двох регіонів інтересу;
- 8: обчислення горизонтального вектору ширини fv_i для двох регіонів інтересу;
- 9: генерація об'єднаного вектору ознак $f = \{fh_1, fh_2, fv_1, fv_2\}$;
- 10: **Кінець**

3.1.2 Витягнення дескриптору LR2P

Локальні бінарні дескриптори є ефективними кодувальниками повторюваних локальних шаблонів для ефективної дискримінації в багатьох методах візуального розпізнавання. Їх популярність призвела до того, що в останні роки було розроблено багато модифікацій цих дескрипторів [87].

В даній роботі представлений локальний бінарний патерн Local Rotation Robust Pattern (LR2P). Даний патерн є нелінійним об'єднанням Локального Бінарного Патерну (Local Binary Pattern, LBP) [87] та Локального Орієнтованого Патерну (Local Directional Pattern, LDP) [88].

Недоліком цих двох дескрипторів є те, що вони не забезпечують інваріантність до повороту. Дескриптор LR2P усуває цей недолік цих дескрипторів і в той же час зберігає стійкість кожного з них.

Нехай (x_p, y_p) – піксель зображення *Image* з інтенсивністю i_p . Нехай інтенсивність оточення 3×3 пікселя (x_p, y_p) позначається як i_n , де $n = 0, 1, 2, \dots, 7$, ігноруючи центр i_p . Сусідні 8 пікселів орієнтовані відповідно до 8 масок Робінзона (Robinson Compass Mask) [99]. Міра сили зміни інтенсивності в різних напрямках для 8 сусідніх пікселів дають 8 масок Робінсона, орієнтованих у напрямку цих сусідніх пікселів.

Нехай m_n , що відповідає пікселям з інтенсивностями $i_n (n = 0, 1, 2, \dots, 7)$, є 8 відгуками маски Робінзона. Кожному з цих пікселів присвоюється експонента $w_n (n = 0, 1, 2, \dots, 7)$, відповідно до рангу величини m_n серед 8 виходів маски Робінзона.

Локальний бінарний патерн обчислюється за допомогою наступної формули:

$$LBP(x_p, y_p) = \sum_{n=0}^7 s(m_n - i_p), \quad (3.1)$$

де i_p – інтенсивність зображення *Image* в пікселі (x_p, y_p) , $m_n (n = 0, 1, 2, \dots, 7)$ – 8 відгуків маски Робінзона, $s(x)$ – функція, де $x = m_n - i_p$, обчислюється за допомогою формули:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x \geq 0 \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.2)$$

Значення LR2P для пікселя обчислюється за допомогою формули:

$$LR2P(x_p, y_p) = \sum_{n=0}^7 s(m_n - i_p) \cdot 2^{w_n}. \quad (3.3)$$

Вагою бінарізації кожного з сусідніх пікселів є значення, еквівалентне потенціалу виходу Робінзона у напрямку цього пікселя. Вихід маски Робінсона у певному напрямку вказує на ймовірність появи краю у цьому напрямку [100].

На рисунку 3.3 показана властивість інваріантності обертання дескриптора LR2P. Для обох шаблонів 1 і 2, двійкові слова генеруються за допомогою рівняння 3.1, а ваги розподіляються після активації маски LDP. Пізніше до обох шаблонів застосовується правило LR2P. Можна помітити, що для обох шаблонів на рисунку 3.3 значення LR2P дорівнює $2^7 + 2^6 + 2^5 + 0 = 224$, що доводить його інваріантність до обертання [101].

Патерн 1	250	245	15	Патерн 2 (обернутий)	10	250	240	
	240	100	5		0	100	245	
	10	20	0		20	5	15	
Маска Робінсона								
0	1	2	-1	0	1	-2	-1	
-1	0	1	-2	0	2	-1	0	
-2	-1	0	-1	0	1	0	1	
North-West			North			North-East		
						West		
-1	-2	-1	2	1	0	1	0	-1
0	0	0	1	0	-1	2	0	-2
1	2	1	0	-1	-2	1	0	-1
East			South-West			South		
						South-East		
0	-715	-960	0	0	0	930	715	10
705		-705	1		0	705		-705
960	715	0	1	1	0	-10	-715	-930
Pattern 1			Pattern 1			Pattern 2		
LDP активація			LBP бінарне слово			LBP бінарне слово		

Рисунок 3.3 – Приклад чисельного обчислення дескриптора LR2P

Цей метод дає різні значення в околі 3×3 пікселя (x_c, y_c) для кожного дескриптора після активації LDP, що призводить до різної інтенсивності центрального пікселя, i_c .

Отже, значення інтенсивності пікселів, отримані на зображенні для LOOP і LR2P відрізняються (рис. 3.4).

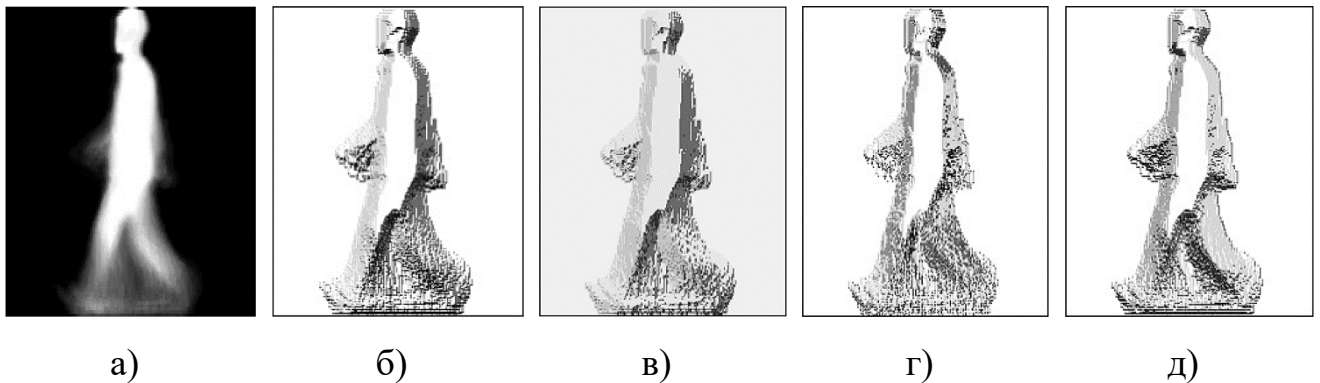


Рисунок 3.4 – Зображення різних дескрипторів: а) – стандартний GEI; б) – LBP; в) – LDP; г) – LOOP; д) – LR2P

Значною перевагою дескриптора LR2P є те, що значення пікселя в околі 3×3 пікселя (x_p, y_p) після застосування правила LDP з використанням маски Робінсона, є адитивною величиною, оберненою до значення пікселя в протилежному напрямку.

Це пов'язано з ефектом маски Робінсона. Через це половина значень пікселів в околі 3×3 завжди від'ємні, тобто менші за значення інтенсивності пікселя (x_p, y_p). Значення LR2P для пікселя отримується з решти половини пікселів в околі 3×3 .

Отже, отримані значення дескриптора LR2P дуже схожі. Тому, на етапі побудови гістограми цього дескриптора, багато значень дескриптора будуть дорівнювати нулю, і їх можна видалити.

Завдяки цьому дескриптор LR2P досягає високої точності розпізнавання з меншою кількістю ознак.

3.1.3 Отримання гістограми LR2P

Гістограма різних дескрипторів, таких як LBP, LDP тощо, зазвичай використовується в більшості систем розпізнавання людини [96]. В даному випадку дескриптором зображення є гістограма значень LR2P, що будується з використанням усіх пікселів зображення. Ця процедура спрямована на вилучення дискримінаційних ознак з GEI об'єкта. Оскільки GEI – це зображення у відтінках сірого, гістограма його регіонів інтересу складається з 256 значень. Таким чином, для одного регіону інтересу отримується вектор ознак розміром 256×1 .

3.1.4 Отримання горизонтального вектору ширини

Використання дескриптору LR2P у відтінках сірого дозволяє більш ефективно представити текстуру GEI. В даному випадку, ширина зображення LR2P-дескриптора вздовж горизонтальної осі розглядається як вектор ознак для розпізнавання.

Горизонтальний вектор ширини fv_i обчислюється з точки зору кількості пікселів текстури, присутніх у кожному рядку регіону інтересу, зберігаючи підрахунок по рядках.

Запропонований підхід до вилучення ознак має три переваги. Перша перевага полягає в тому, що метод видаляє статичну надлишкову інформацію; по-друге, вектор складається зі значущих даних; по-третє, значно зменшується розмірність простору ознак.

Нехай ϵ регіон інтересу GEI_i розміром $m \times n$. Нехай $R_1, R_2, \dots, R_m$ представляють рядки GEI_i :

$$GEI_i = \begin{bmatrix} GEI_{11} & GEI_{12} & \dots & GEI_{1n} \\ GEI_{21} & GEI_{22} & \dots & GEI_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ GEI_{m1} & GEI_{m2} & \dots & GEI_{mn} \end{bmatrix}. \quad (3.4)$$

Нехай R_k є k -тим рядком GEI_i . Тоді $R_k = [GEI_{k1} \quad GEI_{k2} \quad \dots \quad GEI_{kn}]$. Значення пікселя в позиції GEI_{kj} , де $j = (1, 2, \dots, n)$ обчислюється за допомогою формули:

$$GEI_{kj} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } GEI_{kj} < 255 \\ 0, \text{ в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.5)$$

Значення кожного пікселя в дескрипторі LR2P знаходиться в діапазоні від 0 до 255. Значення пікселя 255 пропускається, оскільки він представляє біле тло на зображенні.

Отже, горизонтальний вектор ширини для рядка R_k обчислюється наступним чином:

$$R_k = \sum_{j=1}^n GEI_{kj}. \quad (3.6)$$

Приклад чисельного розрахунку вектору горизонтальної ширини наведено на рисунку 3.5.

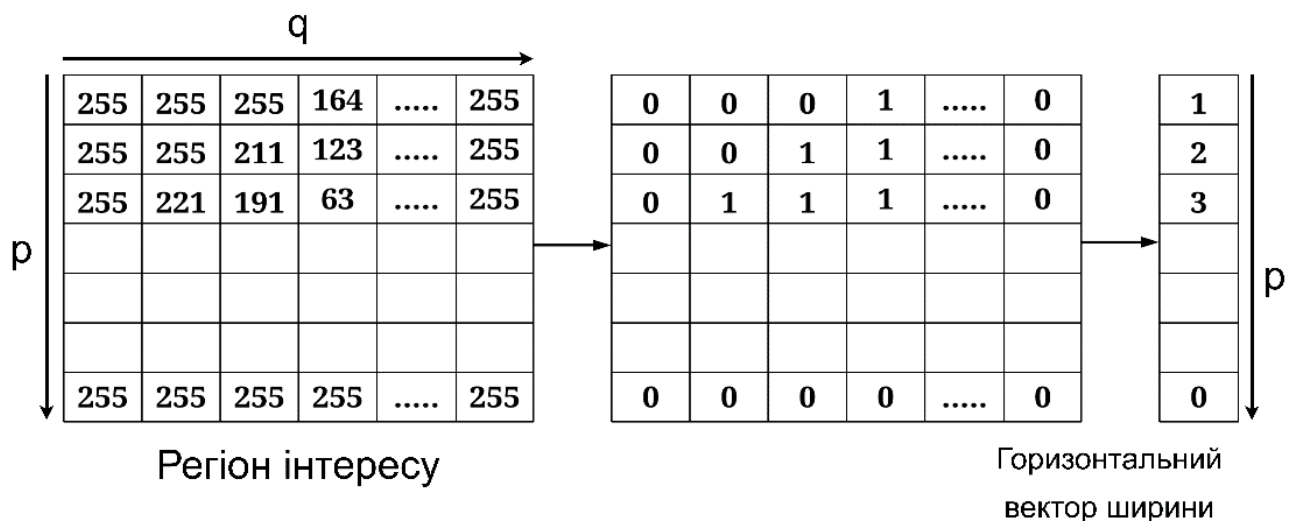
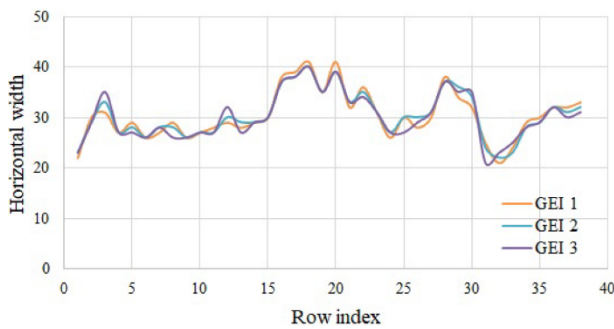
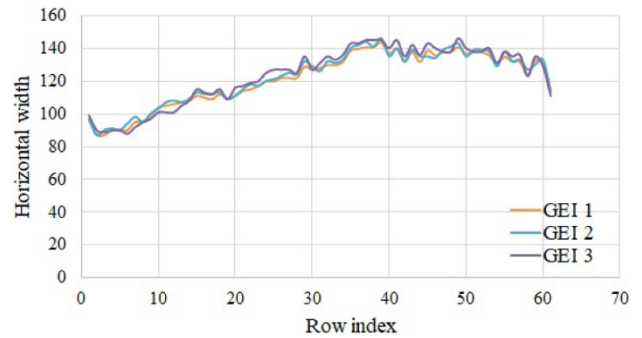


Рисунок 3.5 – Приклад чисельного розрахунку горизонтального вектору ширини

Дискримінаційна здатність вектору виділених ознак добре видна на діаграмі простору ознак. На рисунку 3.6 представлені ознаки, отримані від однієї людини для трьох різних циклів ходи.



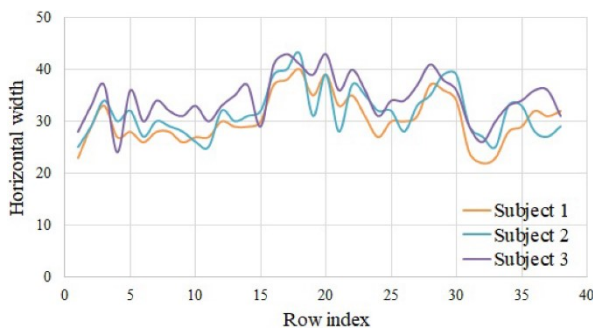
а)



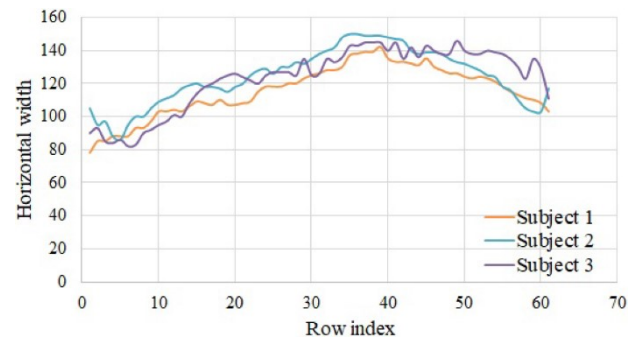
б)

Рисунок 3.6 – Діаграма простору ознак трьох GEI, що належать одній людині: а) – горизонтальний вектор ширини верхнього регіону інтересу; б) – горизонтальний вектор ширини нижнього регіону інтересу

На рисунку 3.7 представлено ознаки, витягнуті з трьох різних людей для одного циклу ходи.



а)



б)

Рисунок 3.7 – Діаграма простору ознак трьох GEI, що належать різним людям: а) – горизонтальний вектор ширини верхнього регіону інтересу; б) – горизонтальний вектор ширини нижнього регіону інтересу

Індекс рядка на рисунках 3.6 і 3.7 позначає відповідні горизонтальні рядки ROI, а ширина по горизонталі вказує на кількість пікселів текстури. Початкові

розміри двох регіонів становлять 40×252 та 63×252 . Вони перетворені у вектори ознак розмірами 40×1 і 63×1 відповідно.

З діаграми простору ознак видно, що в межах трьох циклів ходи однієї людини відображається дуже незначна варіація, але спостерігається значна варіація для циклів ходи для трьох різних людей.

Розділення кривих на рисунках 3.7, а і 3.7, б відображає значну різницю між міжкласовими відстанями.

Невеликі внутрішньокласові дисперсії на рисунках 3.6, а та 3.6, б вказують на дискримінаційну здатність ознаки, що розглядається.

З діаграми простору ознак видно, що крива нижнього регіону інтересу має схожу форму, незалежно від зміни форми силуетів різних об'єктів. Це свідчить про те, що виділена ознака може бути використана для розпізнавання ходи, інваріантної до одягу.

3.1.5 Зниження розмірності ознак

Аналіз отриманих векторів ознак, отриманих на різних наборах даних показав, що вектор ознак, як правило, містить надлишкові значення.

Тому для зменшення розмірності витягнутого набору ознак, з метою видалення нерелевантних ознак, виконуються наступні кроки.

Нехай $S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$ – суб'єкти набору даних ходи S . Розглянемо суб'єкта S_k з S . Нехай gS_k – кількість циклів ходи, що належать суб'єкту S_k . Тобто, $gS_k = \{g_1S_k, g_2S_k, \dots, g_cS_k\}$.

Для кожного циклу ходи gS_k обчислюється GEI, після чого виділяються 2 регіони інтересу (R_1 і R_2 відповідно). Вектор ознак отримано з регіонів інтересу всіх GEI суб'єкта.

Випадок 1: Гістограма ознак LR2P. Нехай вектор ознак, отриманий з усіх циклів ходи суб'єкта S_k , буде $S_kf = \{S_kfh_1, S_kfh_2\}$, де S_kfh_1 обчислюється за допомогою наступної формули:

$$S_k f h_1 = \begin{bmatrix} g_1 S_k f h_1 \\ g_2 S_k f h_1 \\ \dots \\ g_c S_k f h_1 \end{bmatrix}. \quad (3.7)$$

Значення $S_k f h_2$ обчислюється за допомогою наступної формули:

$$S_k f h_2 = \begin{bmatrix} g_1 S_k f h_2 \\ g_2 S_k f h_2 \\ \dots \\ g_c S_k f h_2 \end{bmatrix}. \quad (3.8)$$

Далі треба витягнути вектори ознак LR2P-гістограми для всіх суб'єктів, присутніх в базі даних S . З усіх векторів ознак створюються матриці наступним чином:

$$Hist_{top} = \begin{bmatrix} S_1 f h_2 \\ S_2 f h_2 \\ \dots \\ S_n f h_2 \end{bmatrix}, \quad Hist_{bottom} = \begin{bmatrix} S_1 f h_2 \\ S_2 f h_2 \\ \dots \\ S_n f h_2 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Матриці $Hist_{top}$ та $Hist_{bottom}$ мають розмір $S_n \times 256$. Нехай C – матриця, сформована зі стовпців $Hist_{top}$ та $Hist_{bottom}$:

$$C = [C_1 \quad C_2 \quad C_3 \quad \dots \quad C_{256}] \quad (3.10)$$

Далі відбувається процес зниження розмірності ознак. Для цього виконуються наступні кроки:

- якщо всі значення елементів у стовпці C_k дорівнюють нулю, то C_k видаляється;
- якщо будь-яке значення, присутнє у стовпчику C_k , не дорівнює нулю, C_k залишається.

Коли обчислюється дескриптор LR2P, з кожного регіону інтересу отримується вектор ознак розміром 256×1 . З матриць $Hist_{top}$ і $Hist_{bottom}$ видно, що значення всіх елементів у деяких стовпчиках дорівнюють нулю. Це пояснюється тим, що при обчисленні дескриптора LR2P деякі значення в діапазоні від 0 до 255 в дескрипторі не зустрічаються. Коли всі значення елементів у стовпчику C_k дорівнюють нулю, це означає, що в ньому міститься надлишкова інформація. У таблиці 3.1 показано кількість ознак, вилючених і залишених за допомогою описаного вище методу для одного з експериментів.

Таблиця 3.1 – Кількість вилучених та збережених елементів гістограми LR2P

Набір ознак	Вектор ознак	Кількість видалених C_k	Кількість C_k , що залишилися
$Hist_{top}$	256	183	73
$Hist_{bottom}$	256	58	198

З таблиці видно, що за допомогою запропонованого методу скорочення ознак вектор ознак розміром 512×1 зменшується до розміру 271×1 .

Випадок 2: Ознаки горизонтального вектору ширини LR2P. Розглянемо суб'єкт S_k з набору даних S з циклами ходи $gS_k = \{g_1S_k, g_2S_k, \dots, g_cS_k\}$. Нехай g_cGEI_i , де $i = 1, 2$ – два регіони інтересу, отримані для циклу ходи g_c . Якщо $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$ представляють рядки GEI_i , то два регіони можуть бути представлені за допомогою наступної формули:

$$g_cGEI_1 = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \dots \\ R_{40} \end{bmatrix}, \quad g_cGEI_2 = \begin{bmatrix} R_{89} \\ R_{90} \\ \dots \\ R_{252} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Обидві регіони інтересу мають 252 стовпці, оскільки GEI має розмір 252×252 . Отже, обидва регіони інтересу також можна представити таким чином:

$$g_c GEI_1 = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_{252}], \quad g_c GEI_2 = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_{252}] \quad (3.12)$$

Коли обчислюється дескриптор LR2P, значення всіх елементів у першому та останньому рядках регіону інтересу дорівнюють нулю.

Аналогічно, значення кожного елемента в першому та останньому стовпчиках дорівнюють нулю. Ці рядки і стовпці представляють надлишкову інформацію. Тому з $g_c GEI_1$ видаляються R_1, R_{40}, C_1 та C_{252} , а з $g_c GEI_2$ видаляються R_{89}, R_{252}, C_1 та C_{252} .

Після обчислення векторів горизонтальної ширини fv_1 і fv_2 , буде отримано вектор ознак розміром 40×1 і 63×1 . Видалення першого і останнього рядка призводить до вектора ознак розміром 38×1 і 61×1 .

Таблиця 3.2 показує, що при застосуванні запропонованого підходу до зниження розмірності ознак, загальний розмір вектору ознак зменшився з розміру 615×1 до розміру 370×1 . Тобто, з кінцевого набору ознак вилучено 57.72% ознак.

Таблиця 3.2 – Кількість ознак, отриманих до і після зниження розмірності ознак

Етап	fh_1	fh_2	fv_1	fv_2	Всього
До зниження розмірності	256	256	40	63	615
Після зниження розмірності	58	198	38	61	355

3.1.6 Експериментальне дослідження запропонованого методу

Для оцінки ефективності запропонованого методу було використано два набори даних ходи – OU-ISIR B та CASIA B, які містять осіб з різними стилями одягу.

Експериментальне дослідження на наборі даних OU-ISIR B. На рисунку 3.8 наведено приклади зображень для 32 комбінацій умов одягу.



Рисунок 3.8 – Зразки зображень для кожної відмінності одягу з набору даних OU-ISIR B [79]

У таблиці 3.3 наведено перелік одягу, використаного в наборі даних.

Таблиця 3.3 – Перелік одягу, використаного в наборі даних ходи OU-ISIR B [79]

Позначка	Одяг	Позначка	Одяг	Позначка	Одяг
RP	Звичайні штани	HS	Напівсорочка	RC	Дощовик
BP	Мішкуваті штани	FS	Повна сорочка	CW	Повсякд. одяг
SP	Короткі штани	LC	Довге пальто	HT	Капелюх
SK	Спідниця	PK	Куртка	CS	Кепка
CP	Повсякденні штани	DJ	Пуховик	MF	Шарф

В таблиці 3.4 наведено комбінації станів одягу, що використовувалися в цьому наборі даних.

На даному наборі даних було проведено два експерименти. В першому експерименті навчальна вибірка складається з 68 суб'єктів. Для навчання використовується тип одягу RPFS, а решта типів одягу, такі як SPHS, RPLC, RPHS,

RPLCH і RPHSH, використовуються для тестування. Тестовий набір складається з різних комбінацій одягу, за винятком RPFS.

Таблиця 3.4 – Різні комбінації одягу в наборі даних ходи OU-ISIR B [79]

Тип	S_1	S_2	S_3	Тип	S_1	S_2	Тип	S_1	S_2
2	RP	HS	-	A	RP	PK	T	SK	FS
3	RP	HS	HT	B	RP	DJ	U	SK	PK
4	RP	HS	CS	I	BP	HS	V	SK	DJ
9	RP	FS	-	K	BP	FS	D	CP	HS
X	RP	FS	HT	J	BP	LC	F	CP	FS
Y	RP	FS	CS	L	BP	PK	E	CP	LC
5	RP	LC	-	M	BP	DJ	G	CP	DJ
7	RP	LC	HT	Z	SP	FS	0	CP	CW
8	RP	LC	CS	P	SP	PK	R	RC	-
C	RP	DJ	MF	S	SK	HS			

Розпізнавання особи в різних стилях одягу є складним завданням, якщо для навчання ходи особи використовуються відео в одязі одного типу. Запропонований метод дозволяє досягти хороших результатів для різних індексів тестового одягу. Отримана точність класифікації, а також її порівняння з існуючими в літературі методами наведені в таблиці 3.5. Результати експерименту підтверджують, що запропонований підхід підвищує точність розпізнавання, незалежно від різних умов одягу. Він демонструє, що завдяки зменшенню внутрішньокласових відмінностей між наборами даних одягу кожної людини зберігається інваріантність ознак.

Для другого експерименту побудовано уніфікований навчальний набір даних, який складається з шаблонів ходи для 32 стилів одягу. Для кожного з 68 суб'єктів обирається одна послідовність, яка додається до навчального набору. Таким чином, навчальний набір даних становить 2176 послідовностей. До тестової вибірки також потрапляє одна послідовність для кожного суб'єкта.

Таблиця 3.5 – Точність розпізнавання на наборі даних OU-ISIR B

Метод	Точність
На основі часток [55]	65.74%
На основі ковзного вікна [47]	73.32%
Метод сіткової сегментації [71]	81.66%
Багатошаровий персептрон [66]	80.62%
GEINet [98]	80.41%
Глибока згорткова нейронна мережа [99]	81.52%
Детерміноване навчання [101]	81.92%
Запропонований метод	86.22%

Було проведено тридцять два експерименти, в таблиці 3.6 наведена ефективність розпізнавання для запропонованого підходу на наборі даних ходи OU-ISIR. Для всіх експериментів розмір навчального набору даних склав 68×32 , а розмір тестового набору склав 68×1 . Навчальна вибірка містила всі 32 типи одягу (див. табл. 3.4).

Таблиця 3.6 – Експерименти на наборі даних ходи OU-ISIR B для перевірки стійкості до коваріанти стилю одягу

№	Тип	Точність	№	Тип	Точність	№	Тип	Точність
1	0	94.10%	12	C	94.60%	23	N	85.80%
2	2	93.40%	13	D	92.20%	24	P	91.00%
3	3	91.70%	14	E	91.60%	25	R	86.30%
4	4	94.00%	15	F	93.20%	26	S	89.25%
5	5	94.60%	16	G	89.30%	27	T	95.20%
6	6	92.12%	17	H	95.20%	28	U	95.70%
7	7	94.30%	18	I	98.65%	29	V	91.80%
8	8	94.40%	19	J	91.60%	30	X	90.20%
9	9	92.10%	20	K	87.65%	31	Y	89.40%
10	A	91.70%	21	L	90.00%	32	Z	87.40%
11	B	88.30%	22	M	97.60%			

З отриманих експериментальних результатів можна зробити висновок, що запропонований метод може мінімізувати проблему варіацій одягу і уникнути зниження швидкості розпізнавання, навіть якщо ці зміни є невеликими (наприклад, капелюх) або великими (наприклад, довге пальто). Коли шаблон одягу тестового зразка з'являється в попередньому навчальному наборі даних, його можна ідентифікувати. Середнє значення точності, отримане з усіх 32 експериментів, становить 91.78%. Найвища та найнижча точність розпізнавання виділені жирним та курсивом відповідно.

Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA B. Набір експериментів, проведених на цьому наборі даних, виглядає наступним чином. У наборі даних ходи CASIA B кожен суб'єкт має шість послідовностей нормальної ходи (*nm*) і дві послідовності варіацій одягу (*cl*). Для навчання використовуються перші чотири послідовності нормальної ходи *nm*. Дві послідовності *cl* використовуються для тестування варіантів одягу. Експериментальні результати та їх порівняння з існуючими в літературі методами наведено в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Точність розпізнавання запропонованого методу та методів-аналогів на наборі даних ходи CASIA B

Метод	0 °	18 °	36 °	54 °	72 °	90 °	108 °	126 °	144 °	162 °	180 °
M1 [105]	67.14	56.20	81.12	71.40	75.20	76.90	75.30	65.20	64.20	64.20	66.10
M2 [65]	82.00	87.60	86.40	84.50	90.00	91.70	89.60	85.20	72.40	78.50	83.00
M3 [107]	80.62	83.60	85.10	87.90	91.60	91.20	88.00	86.40	87.60	85.00	83.15
M4 [72]	58.80	51.00	53.00	65.60	75.60	78.95	74.90	56.70	53.00	52.00	63.00
M5 [108]	75.20	76.90	73.80	78.60	82.00	83.00	92.00	77.10	88.10	82.20	81.10
M6 [88]	79.30	82.70	76.40	81.90	85.40	84.60	82.70	79.40	84.90	86.60	82.20
M7 [92]	97.20	99.60	97.80	94.40	88.20	90.65	89.70	95.00	92.26	91.40	94.00
M8 [64]	98.00	99.00	98.20	95.10	92.62	92.90	91.70	93.20	92.79	91.70	94.62
Власний	98.89	95.65	96.39	91.92	94.00	95.30	94.65	94.50	90.70	93.20	95.20

У порівнянні з результатами інших методів розпізнавання, перевірених на наборі даних ходи CASIA B, запропонований метод показує кращі результати в більшості випадків. З наведених раніше в літературі результатів видно, що стан одягу призводить до меншого значення точності, що робить стиль одягу важливим коваріантом ходи. Зміна одягу спричиняє значні зміни в силуетах об'єктів. Це

несприятливо впливає на ефективність розпізнавання, оскільки методи, засновані на шаблонах, залежать від просторово-часових змін силуетів протягом циклу ходи.

Використання локального дескриптору LR2P дозволило отримати більш дискримінативні ознаки. Помічено, що багатообіцяючі результати все ще можуть бути досягнуті для різних точок зору, незалежно від того, суттєво чи незначно змінюється одяг.

Крім того, ефективність запропонованого методу досліджується за різних умов одягу з різних точок зору. Набір даних ходи CASIA B складається з послідовностей 124 суб'єктів під 11 різними кутами огляду (експерименти проводилися для всіх кутів огляду). Для кожного кута огляду було проведено два експерименти.

Створено єдиний навчальний набір даних, який містить патерни ходи під різними стилями одягу. Три *nm*-послідовності та одна *cl*-послідовність (чотири послідовності) утворюють навчальний набір, який складається з 496 патернів. У першому експерименті тестовий набір складається з трьох *nm*-послідовностей у звичайному одязі. У другому експерименті, для тестового набору за різних умов одягу, виділяється одна *cl*-послідовність.

В рамках дослідження було проведено 22 експерименти (табл. 3.8).

Таблиця 3.8 – Експерименти з різними кутами огляду та стилями одягу

№	Кут	Тестовий набір	Точність	№	Кут	Тестовий набір	Точність
1	0°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	93.60%	12	90°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	95.00%
2	0°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	92.20%	13	108°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	92.80%
3	18°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	91.00%	14	108°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	94.00%
4	18°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	90.85%	15	126°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	91.20%
5	36°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	90.40%	16	126°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	91.60%
6	36°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	91.00%	17	144°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	92.30%
7	54°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	91.20%	18	144°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	93.20%
8	54°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	93.30%	19	162°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	88.60%
9	72°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	94.80%	20	162°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	91.00%
10	72°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	96.60%	21	180°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	92.80%
11	90°(<i>nm</i>)	<i>nm</i>	93.40%	22	180°(<i>cl</i>)	<i>cl</i>	90.30%

Незважаючи на те, що запропонована методика не призначена для врахування коваріанти кута огляду, її продуктивність все ж таки перевіряється на варіаціях кута огляду. З таблиці 3.8 видно, що запропонований метод виділення ознак демонструє багатообіцяючі результати при різних варіаціях одягу під різними кутами огляду.

3.2 Метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи

Як вже було зазначено раніше, на ефективність систем розпізнавання ходи переважно впливають різні коваріантні умови, такі як зміни кута огляду, швидкість ходи, одяг особи і так далі. Серед цих коваріантів однією з найбільш важливих є зміна кута огляду. Найскладнішим з усіх змін кутів огляду є фронтальний огляд, оскільки при фронтальному огляді просторові та часові зміни є менш помітними, порівняно з іншими варіантами кутів огляду [97].

В даному дисертаційному дослідженні запропонований метод розпізнавання людини за ходою, який дозволяє отримати високу точність розпізнавання за умов фронтальної проєкції камери.

3.2.1 Структура запропонованого методу

Запропонований метод заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи та складається з наступних кроків. Структура запропонованого методу розпізнавання людини за ходою показана на рисунку 3.9.

Робота методу складається з п'яти кроків.

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI).

Крок 2. З GEI витягуються зображення вершин та контуру. GEI представляє просторові та часові варіації патерну ходи.

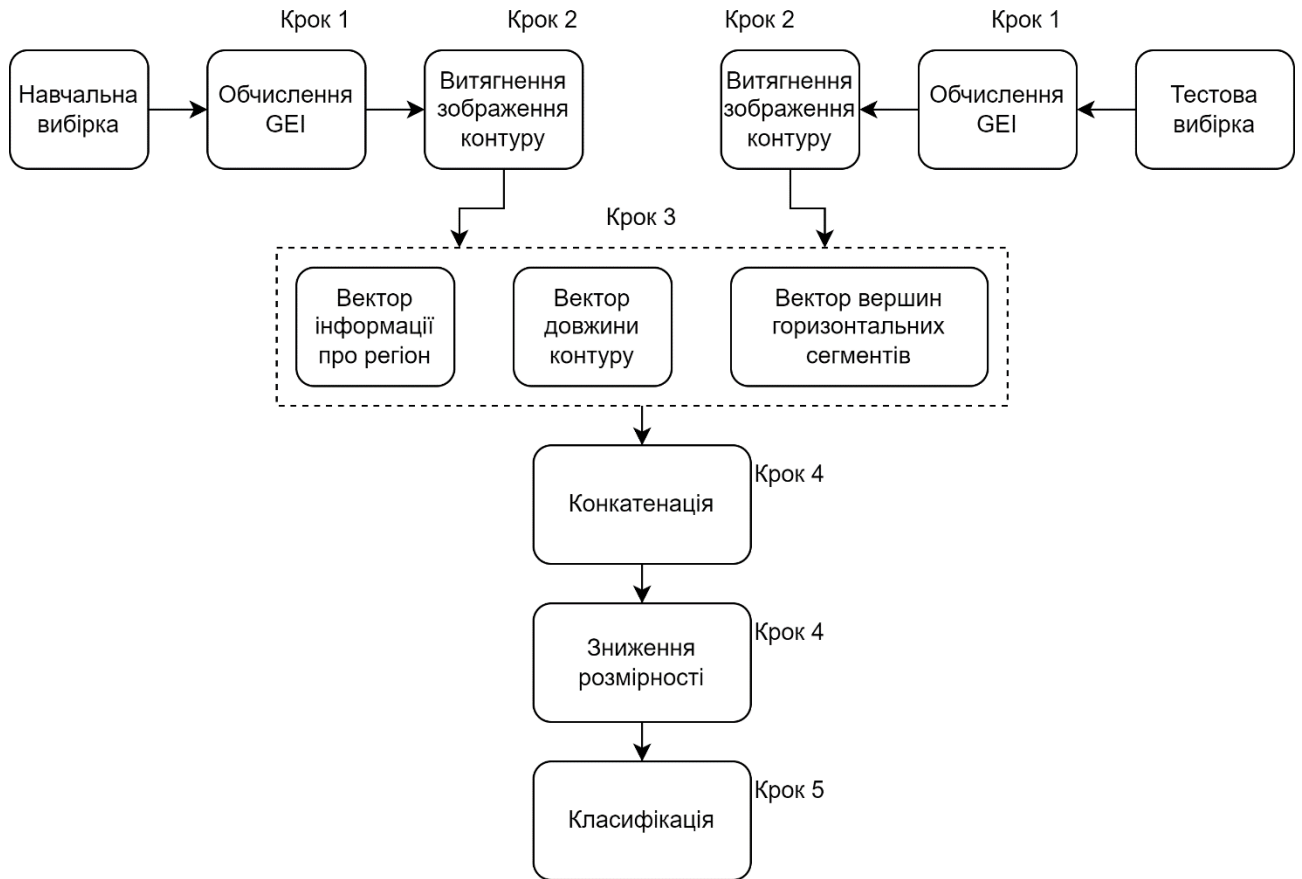


Рисунок 3.9 – Структура запропонованого методу

Крок 3. Витягнення з контуру та вершин трьох векторів ознак. В рамках даного методу були запропоновані три дескриптори ознак: вектор інформації про регіон, вектор довжини контуру та вектор вершин горизонтальних сегментів.

Крок 4. Попередня обробка отриманих ознак за допомогою методу аналізу головних компонент (Principal Component Analysis, PCA). Це відбувається шляхом зменшення розмірностей, які негативно впливають на надійність класифікації, що, в свою чергу, призводить до покращення продуктивності.

Крок 5. Класифікація особи за допомогою бази векторів, яка зберігається в СБІ.

3.2.2 Витягнення зображення контуру

GEI представляє просторові та часові варіації патерну ходи. Якщо розглядати GEI циклу ходи спереду, то часова інформація, присутня в цьому шаблоні, буде

мінімальною порівняно з інформацією в інших видах збоку. Отже, ефективність розпізнавання ходи спереду можна підвищити, розробивши компактне представлення просторових даних. Для цього виділяється контур GEI, оскільки він містить точну інформацію про форму.

Для генерування контуру зображення GEI використовується алгоритм Marching Squares, представлений в роботі [12] із значенням $isovalue = 0.5$, а потім для визначення точного положення контуру застосовується лінійна інтерполяція. Застосування цього методу до GEI генерує список вершин $V(x, y)$. Ці вершини утворюють границю GEI.

Таким чином, це доводить, що GEI вигляду спереду містить мінімум часової інформації. Ці вершини використовуються для отримання контурного зображення (КЗ), як показано на рисунку 3.10.

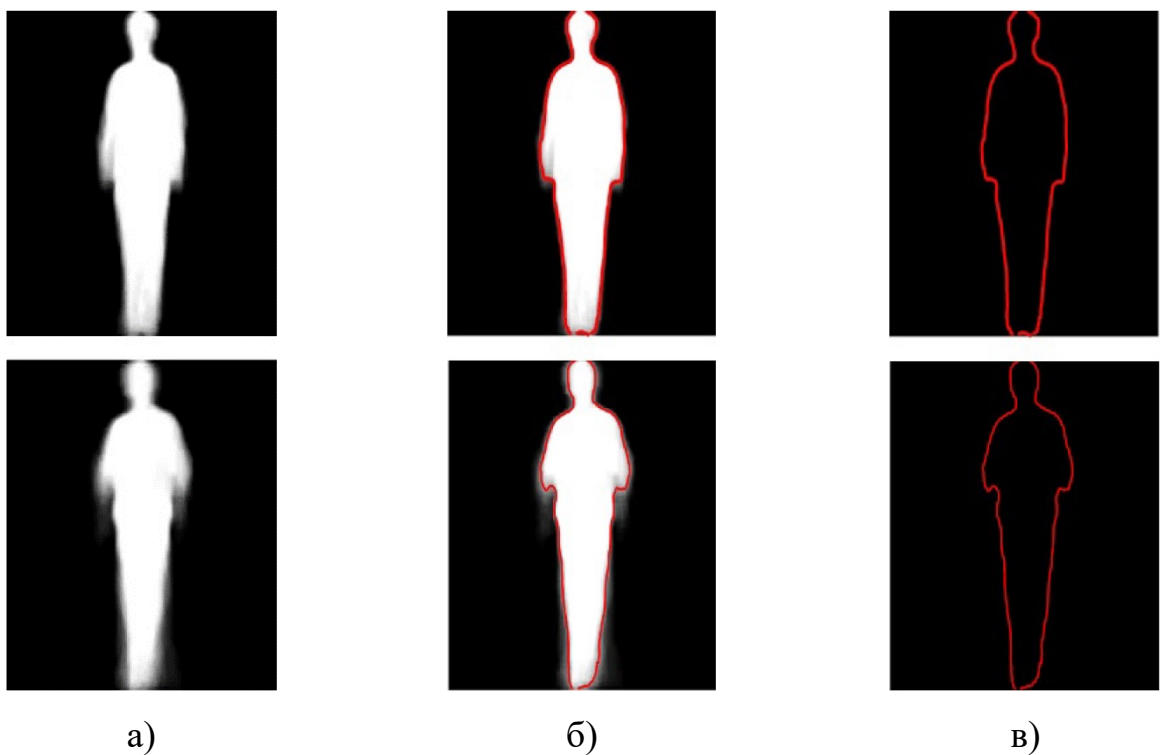


Рисунок 3.10 – Зразки зображень двох різних суб'єктів з набору даних ходи CASIA B, що представляють: а) – GEI; б) – контур зображення, згенерований за допомогою алгоритму Marching Squares та лінійної інтерполяції; в) – контур зображення

3.2.3 Виділення ознак

Виділення найбільш дискримінативних векторів ознак має вирішальне значення для підвищення ефективності системи розпізнавання ходи. В даному дослідженні були запропоновані такі дескриптори ознак:

- вектор інформації про регіон;
- вектор довжини контуру;
- вектор вершин горизонтальних сегментів.

Алгоритм, наведений нижче, описує процес виділення ознак.

- 1: **Вхід:** Контурне зображення CI , розміром $m \times n$
- 2: **Вихід:** Вектор ознак F
- 3: **Початок**
- 4: зчитування вхідного зображення
- 5: обчислення вектору інформації про регіон, R_S .
- 6: обчислення вектору довжини контуру, $C_L = \{C_LE, C_LM, C_LC\}$.
- 7: обчислення вектору інформації про регіон, H_v .
- 8: конкатенація 3 різних векторів ознак, $F = \{R_S, C_L, H_v\}$.
- 9: **Кінець**

3.2.4 Обчислення вектору інформації про регіон

Розглянемо відтінкове контурне зображення CI розміром $m \times n$:

$$CI = \begin{bmatrix} CI_{(1,1)} & CI_{(1,2)} & \dots & CI_{(1,n)} \\ CI_{(2,1)} & CI_{(2,2)} & \dots & CI_{(2,n)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ CI_{(m,1)} & CI_{(m,2)} & \dots & CI_{(m,n)} \end{bmatrix}. \quad (3.13)$$

Нехай $r_1, r_2, \dots, r_m$ позначають рядки, а $c_1, c_2, \dots, c_n$ – стовпчики CI . Замінімо всі пікселі зі значенням інтенсивності 0, що знаходяться за межами контуру, на 255.

Оскільки пікселі поза контуром замінюються значенням інтенсивності 255, лише пікселі з інтенсивністю 0 у CI утворюють форму об'єкта.

Вектор горизонтальної ширини. Горизонтальна ширина обчислюється як кількість пікселів з інтенсивністю 0 у кожному рядку CI , з подальшим веденням підрахунку по рядках. Нехай r_k – k -ий рядок у CI . Тоді $r_k = [CI_{(k,1)}, CI_{(k,2)} \dots CI_{(k,n)}]$. У цьому випадку значення пікселя в позиції $CI(k,j)$, де $j = 1, 2, \dots, n$, задається наступною формулою:

$$CI_{(k,j)} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } CI_{(k,j)} = 0 \\ 0, \text{ в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.14)$$

Горизонтальна ширина рядка r_k задається як $r_k = \sum_{j=1}^n CI_{(k,j)}$.

Вектор вертикальної довжини. Вертикальна довжина обчислюється як кількість пікселів зі значенням інтенсивності 0, присутніх у кожному стовпчику CI , з подальшим веденням підрахунку по стовпчиках. Нехай c_k – це k -й стовпчик у CI :

$$c_k = \begin{bmatrix} CI_{(1,k)} \\ CI_{(2,k)} \\ \dots \\ CI_{(m,k)} \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$

Значення пікселя у позиції $CI(j,k)$, де $j = 1, 2, \dots, m$ задається за допомогою наступної формули:

$$CI_{(j,k)} = \begin{cases} 1, \text{ якщо } CI_{(j,k)} = 0 \\ 0, \text{ в іншому випадку} \end{cases} \quad (3.16)$$

Вертикальна довжина стовпчика c_k задається як $c_k = \sum_{j=1}^m CI_{(j,k)}$.

Нехай $H_w = [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_p]$ розміром $1 \times p$ – вектор ширини по горизонталі, отриманий для CI після видалення значень, де r_k дорівнює 0, а $V_l =$

$[c_1 \ c_2 \ \dots \ c_q]$ - вектор довжини по вертикалі, отриманий для CI після видалення значень, де c_k дорівнює 0.

Об'єднаємо вектор ширини по горизонталі H_w і вектор довжини по вертикалі V_l , щоб отримати вектор регіону, RN_v . Розділимо кожен елемент RN_v на загальну кількість елементів t :

$$RN_v = [rn_1/t \ rn_2/t \ \dots \ rn_t/t]. \quad (3.17)$$

Приклад чисельного обчислення векторів горизонтальної ширини та вертикальної довжини показано на рисунку 3.11.

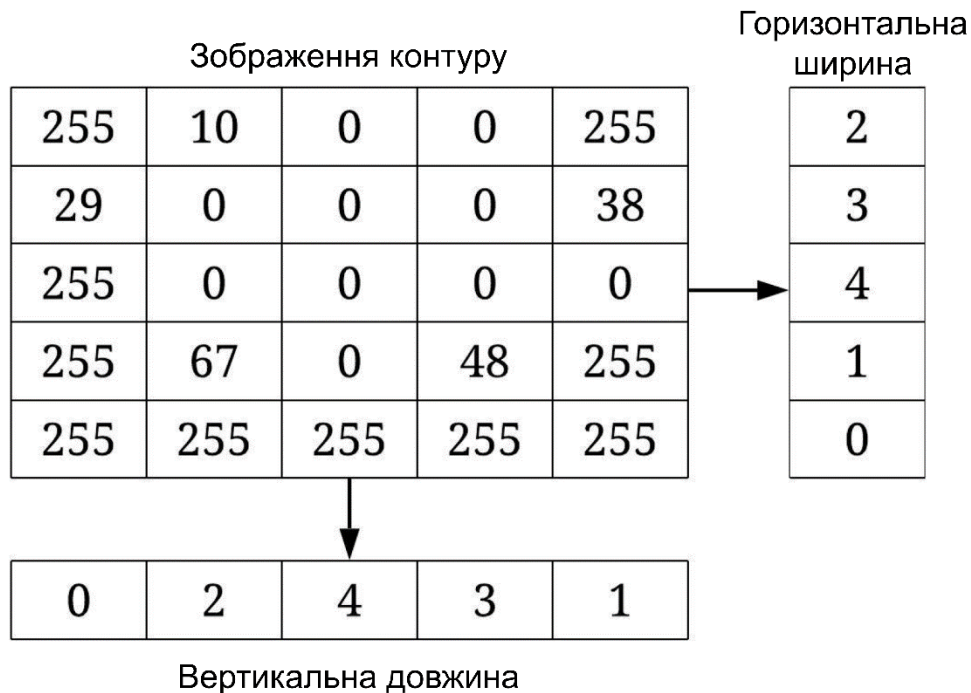


Рисунок 3.11 – Зразок зображення, що демонструє чисельний розрахунок векторів горизонтальної ширини та вертикальної довжини

Нечітка множина характеризується значеннями атрибутів, які називаються значеннями джерела інформації, та їхніми значеннями функції належності (ФН) в інтервалі $[0..1]$, що утворюють пари елементів. Нечітка множина не передбачає з'єднання пари як єдиного цілого. Крім того, окреме значення ФН не може

відображати загальну невизначеність, пов'язану з усіма значеннями джерела інформації, оскільки значення ФН може лише вимірювати ступінь приналежності значення джерела інформації до множини. Для подолання цього недоліку, в роботі [87] було запропоновано теорію інформаційних множин. Вона вирішує проблему, беручи добуток цінності джерела інформації та його ФН в єдине ціле, яке називається інформаційною цінністю. Сукупність таких значень називається інформаційним набором.

Підсумовуючи, у випадку нечітких множин добуток значення джерела інформації та його значення ФН називається інформаційним значенням [87]. Набір таких значень, який називається інформаційним набором, дозволяє виокремити просторову динаміку, як показано нижче.

В даному випадку, джерелом інформації є вектор регіону, позначений наступним чином:

$$R_v = [R_1 \quad \dots \quad R_t]. \quad (3.18)$$

Для обчислення гаусівської ФН, середнє значення та стандартне відхилення отримують за допомогою наступних рівнянь:

$$\mu^R = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t R_i, \quad \sigma^R = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (R_i - \mu^R)^2. \quad (3.19)$$

Вектор гаусівської ФН отримують за допомогою наступної функції підсилення [87]:

$$g(R_i) = e^{-(R_i - \mu^R / \sigma^R)^2}, \quad i = 1, 2, \dots, t. \quad (3.20)$$

Характеристики інформаційного набору для вектора регіону називаються вектором інформації про регіон і отримуються за допомогою формули:

$$R_v = [R_1 \times g(R_1) \quad \dots \quad R_t \times g(R_t)]. \quad (3.21)$$

Вектор довжини контуру. Нехай $V(x_t, y_t)$ представляє вершини контуру, де $t = 1, 2, \dots, d, \dots, n$. Відстань між двома послідовними вершинами $V(x_d, y_d)$ та $V(x_{d+1}, y_{d+1})$ може бути отримана за допомогою трьох алгоритмів: Евклідова відстань: $E_d = \sqrt{(x_d - x_{d+1})^2 + (y_d - y_{d+1})^2}$, відстань Мангеттена: $M_d = |x_d - x_{d+1}| + |y_d - y_{d+1}|$ та відстань Чебишева: $C_d = \max\{|x_d - x_{d+1}|, |y_d - y_{d+1}|\}$.

Вектор довжини контуру C_L отримується як сума відстаней між усіма послідовними вершинами. Він задається формулою $C_L E = E_1 + E_2 + \dots + E_{n-1}$, $C_L M = M_1 + M_2 + \dots + M_{n-1}$, $C_L C = C_1 + C_2 + \dots + C_{n-1}$.

Вектор вершин горизонтальних сегментів. Цей вектор пропонується в горизонтальному режимі для вилучення однаково розподілених і незалежних ознак з кожного сегмента.

Розглянемо CI розміром $p \times q$, де значення p і q рівні. CI по горизонталі розбито на G рівних за розміром сегментів. Нехай кількість рядків у кожному сегменті дорівнює w .

Тоді горизонтальна сегментація має вигляд $G(i) = CI((w \times (i - 1) + 1 : w \times (i - 1) + w), 1 : q)$, де i лежить в діапазоні від 1 до p/w .

Для кожного горизонтального відрізка G_i , $i = 1, 2, \dots, 15$ обчислюються відповідні ознаки. Для відрізка G_k задано дві лінії контуру, C_{kL} та C_{kR} .

Позначимо вершини, які знаходяться на середині цих контурів, як $V_{kL}(x, y)$ та $V_{kR}(x, y)$. Далі необхідно обчислити арктангенс заданих координат x та y знайдених вершин $V_{kL}(x, y)$ та $V_{kR}(x, y)$.

Арктангенс будь-якої вершини $V(x, y)$ задається формулою $V_\theta = \text{atan2}(x, y)$. Серія з цих 30 характеристик вершин, витягнутих з 15 сегментів, утворює вектор вершин горизонтальних сегментів:

$$H_v = [V_{\theta 1L} \quad \dots \quad V_{\theta 1R} \quad \dots \quad V_{\theta 15L} \quad V_{\theta 15R}]. \quad (3.22)$$

3.2.5 Експериментальне дослідження запропонованого методу

Як було зазначено вище, для отримання H_v знаходять арктангенси всіх вершин контуру. Таким чином, довжина H_v дорівнює кількості вершин. Однак недоліком цього методу є те, що він збільшує обчислювальну складність, оскільки вектор ознак складається з великої кількості значень (приблизно від 676 до 708). З отриманого вектора також видно, що різниця між двома послідовними значеннями у векторі ознак не є суттєвою (в діапазоні від 0.005 до 0.008), що призводить до появи надлишкових ознак. Для подолання цієї проблеми в експериментальному дослідженні було проведено розбиття CI на 25, 20 і 15 сегментів з подальшим вилученням двох ознак з кожного сегмента. Однак найбільш обнадійливі результати отримано при поділі на 15 сегментів, коли різниця між двома послідовними ознаками становить 0.015. Це не тільки значно зменшує розмір вектора ознак H_v , але й полегшує виділення однаково розподілених просторових ознак.

Довжина вектору інформації про регіон, знайденого для кожного контурного зображення, відрізняється залежно від варіацій просторових даних. Однак кількість значень, виявлених для різних CI , варіюється в невеликому діапазоні. Для того, щоб зберегти однакову кількість значень ознак для всіх CI в наборі даних ходи CASIA В, повторна вибірка вектора виконується за допомогою лінійної інтерполяції. При цьому мінімальна і максимальна довжина вектора області визначається для всіх CI в наборі даних. Мінімальна і максимальна довжина отриманих векторів становить 298 і 315, з різницею в 17, а середня – 306.5. Виходячи з цього, вектор регіонів було передискретизовано до розміру 307. Таким чином, для кожного контурного зображення отримано вектор ознак розміром 307.

Розмір вектору довжини контуру та вектора вершини горизонтальних сегментів залишаються однаковими для всіх CI . Таку саму процедуру було застосовано для набору даних ходи CASIA А та CMU MoBo, щоб отримати ідентичні вектори ознак для всіх суб'єктів, присутніх у конкретному наборі даних.

GEI та CI , використані в цій роботі з наборів даних CASIA A, CASIA B та CMU MoBo, мають розмір 240×240 . Для отримання H_v , CI розбивається на 15 горизонтальних сегментів. Кожен горизонтальний блок має розмір 16×240 . З зображення контуру та вершин контуру навчального та тестового наборів даних отримуються три різні вектори ознак.

Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA A. Ефективність запропонованого методу на наборі даних CASIA A для куту огляду 0° показано в таблиці 3.9.

Таблиця 3.9 – Порівняння середнього значення точності чотирьох індивідуальних векторів ознак з конкатенаційним вектором

Набір даних	Кут огляду	H_s	V_s	C_L	H_v	F
CASIA A	0°	91.29	94.30	82.70	90.20	100.0
CMU MoBO	b/f	72.20	84.00	63.00	73.00	95.00
CMU MoBO	i/f	78.50	81.00	59.00	71.00	93.00
CMU MoBO	s/b	88.00	90.00	73.00	77.00	95.00
CMU MoBO	s/i	85.00	91.00	73.00	79.00	97.00
CMU MoBO	b/i	79.00	87.00	65.00	65.00	91.00
CMU MoBO	b/s	85.00	93.00	79.00	83.00	100.0
CMU MoBO	f/b	83.00	92.00	79.00	81.00	100.0
CMU MoBO	f/i	77.00	83.00	71.00	79.00	97.00
CMU MoBO	f/s	81.00	90.50	77.00	83.00	100.0
CMU MoBO	i/b	73.00	81.00	71.00	75.00	93.00
CMU MoBO	i/s	74.00	83.00	69.00	77.00	91.00
CMU MoBO	s/f	86.00	93.00	75.00	81.00	100.0
CASIA B	$0^\circ(nm/nm)$	83.68	92.60	65.80	73.80	99.70
CASIA B	$0^\circ(nm/bg)$	86.30	90.70	69.00	76.50	98.70
CASIA B	$0^\circ(nm/cl)$	86.60	96.00	65.30	81.10	99.20
CASIA B	$180^\circ(nm/nm)$	88.90	91.20	68.20	76.00	98.80
CASIA B	$180^\circ(nm/bg)$	79.20	90.00	57.30	71.70	97.00
CASIA B	$180^\circ(nm/cl)$	85.60	91.90	56.00	79.30	97.90
Середнє		81.91	89.22	69.38	77.50	97.02

З чотирьох послідовностей 3 послідовності розглядаються для навчання, а одна – для тестування. Таблиця 3.9 показує, що запропонований метод дає показник 100% точності для 20 об'єктів.

Експериментальне дослідження на наборі даних CMU MoVo. У цьому дослідженні всі чотири форми ходьби використовуються як для навчальної, так і для тестової вибірки, де f/b позначає навчальний набір f і тестовий набір b . Таблиця 3.10 показує результати запропонованого методу на наборі даних CMU MoVo для фронтального виду.

Таблиця 3.10 – Порівняння точності розпізнавання запропонованого методу з існуючими методами на наборі даних CMU MoVo

Метод	b/f	b/i	b/s	f/b	f/i	f/s	i/b	i/f	i/s	s/b	s/f	s/i
М1 [82]	87	87	95	91	85	95	76	89	91	95	95	92
Власний	94	91	100	100	95	100	91	91	100	95	100	97

З таблиці чітко видно, що запропонований метод забезпечив точність у 100% в більшості випадків і показав високі результати. Він перевершує всі інші методи майже для всіх типів комбінацій навчальна/тестова на наборі даних CMU MoVo. Крім випадків зі зміною швидкості ходьби, f/s та s/f , експерименти проводяться на більш складних випадках, що включають ходьбу з м'ячем у руці та ходьбу по похилій площині. Запропонований метод демонструє покращену на 6.41% точність розпізнавання.

Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA B. На наборі даних CASIA B було проведено два експерименти.

Спочатку перші чотири послідовності nt використовуються для навчання. Для тестування використовуються дві інші послідовності nt , а також cl і bg , щоб оцінити варіації в нормі, одязі та при носінні валізи, відповідно. Оскільки зображення GEI у ракурсах 0° і 180° є дуже схожими, експерименти проводяться для обох ракурсів – 0° і 180° , щоб оцінити робастність запропонованого методу. Результати експериментів, наведені в таблиці 3.11, підтверджують, що

запропонований метод перевершує інші методи-аналоги. Результати також показують його здатність впоратися з відмінностями в носінні сумок та одязі.

Таблиця 3.11 – Ефективність запропонованого методу та існуючих методів на наборі даних CASIA B

Метод	0°	0°	0°	180°	180°	180°
	<i>nm/nm</i>	<i>nm/bg</i>	<i>nm/cl</i>	<i>nm/nm</i>	<i>nm/bg</i>	<i>nm/cl</i>
M1 [82]	97.20	73.20	81.70	99.70	74.70	82.90
M2 [67]	100.0	92.00	68.00	99.20	90.00	67.00
M3 [84]	98.00	72.90	80.70	97.70	76.20	83.10
M4 [92]	90.80	92.00	89.00	84.00	87.90	91.00
M5 [95]	98.70	96.00	96.00	99.00	94.60	94.00
Власний	99.50	99.00	99.20	99.00	97.00	97.80

Для другого експерименту побудовано навчальний набір даних, що містить послідовності кроків для кутів огляду 0° і 180°. Для процесу навчання призначено чотири *nm* послідовності ходи кожного суб'єкта.

Це призвело до появи 496 патернів ходи в навчальному наборі даних. Тестовий набір даних складається з різної кількості *CI* в кожному експерименті, як показано в таблиці 3.12. Ефективність запропонованого методу для 16 експериментів проілюстровано в Таблиці 3.12.

Результати експериментів демонструють, що запропонований метод ефективно фіксує динаміку форми на фронтальних зображеннях ходи.

В таблиці 3.9 наведені показники точності для наборів даних CASIA A, CASIA B і CMU MoBo з усіма чотирма векторами ознак окремо і в конкатенації, тобто з вектором ознак *F*.

Видно, що вектор ознак *F* має більшу дискримінативну здатність, ніж окремі вектори ознак. Серед чотирьох векторів ознак найвищий середній показник точності отримано для *V_S*, а найнижчий - для *C_L*. За рахунок вектора ознак *F*

спостерігається збільшення точності розпізнавання в середньому на 8.08% порівняно з окремими показниками точності чотирьох типів ознак.

Таблиця 3.12 – Точність запропонованого методу на наборі даних ходи CASIA B

№	Навчальна множина	Тестова множина	Розмір тестового екземпляру	Точність, %
1	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>nm</i>)	124 × 4	93.60
2	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>nm</i>)	124 × 3	93.80
3	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>nm</i>)	124 × 2	95.00
4	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>nm</i>)	124 × 1	95.80
5	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>bg</i>)	124 × 2	96.80
6	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>bg</i>)	124 × 1	97.90
7	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>cl</i>)	124 × 2	94.60
8	0°(<i>nm</i>)	180°(<i>cl</i>)	124 × 1	95.00
9	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>nm</i>)	124 × 4	91.30
10	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>nm</i>)	124 × 3	93.60
11	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>nm</i>)	124 × 2	94.00
12	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>nm</i>)	124 × 1	94.20
13	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>bg</i>)	124 × 2	97.80
14	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>bg</i>)	124 × 1	97.50
15	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>cl</i>)	124 × 2	97.30
16	180°(<i>nm</i>)	0°(<i>cl</i>)	124 × 1	98.70

Оскільки запропонований вектор ознак чутливий до значних варіацій форми в послідовності ходи, він дає найвищу точність розпізнавання.

Таблиця 3.13 демонструє ефективність запропонованого методу в порівнянні з деякими сучасними методами розпізнавання ходи на основі контурів. Експериментальні результати, представлені в таблиці 3.13, підтверджують, що

запропонований метод працює значно краще, ніж інші контурні методи, описані в наукових джерелах.

Таблиця 3.13 – Порівняння точності запропонованого методу з існуючими контурними методами на наборах CASIA A та CASIA B

Метод	0°(nm)	0°(nm)
	CASIA A	CASIA B
M1 [82]	88.80%	72.20%
M2 [67]	92.30%	83.45%
M3 [84]	97.80%	94.40%
M4 [92]	100.0%	94.00%
Власний	100.0%	99.70%

3.3 Метод розпізнавання людина за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI

Коли людина змінює швидкість ходьби, динамічні ознаки, такі як кути суглобів та довжина кроку, змінюються, тоді як статичні ознаки, такі як площа голови та тулуба, залишаються незмінними.

Отже, для вилучення дискримінативних ознак ходи в інваріантному за швидкістю розпізнаванні ходи переважно використовуються просторові дані. Оскільки GEI містить як статичну, так і динамічну інформацію, багато дослідників віддають перевагу зображенням силуету ходи замість GEI для вилучення ознак. Це пов'язано з тим, що динамічна інформація, присутня в GEI, змінюється зі швидкістю людини [98].

Недоліком цього методу є те, що використання всіх зображень силуету для вилучення особливостей ходи збільшує обчислювальні витрати. Запропонований метод долає цей недолік і виділяє найбільш релевантні просторові області з GEI для підвищення ефективності розпізнавання ходи, інваріантної до швидкості.

3.3.1 Структура запропонованого методу

Для розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи був запропонований метод розпізнавання, заснований на використанні просторової динаміки GEI та складається з наступних кроків. Структура запропонованого методу наведена на рисунку 3.12.

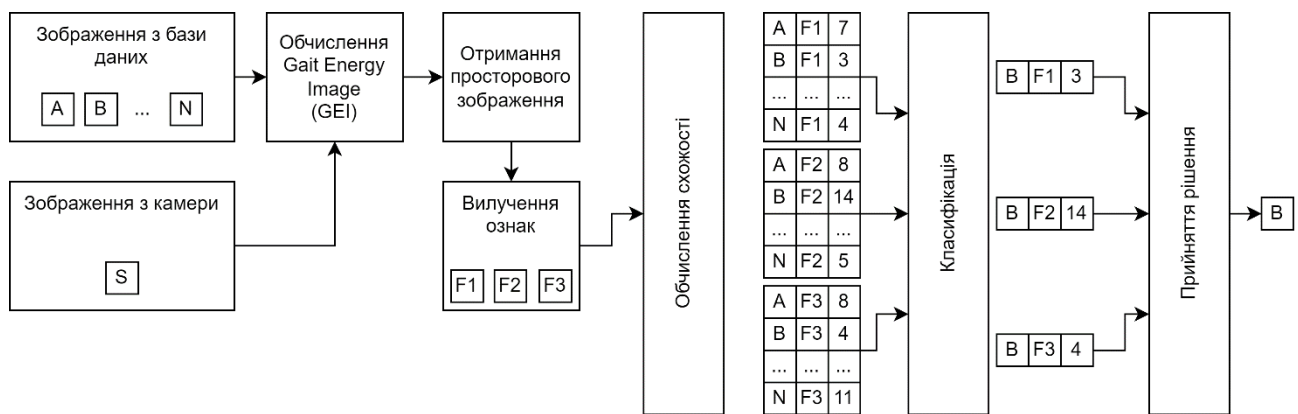


Рисунок 3.12 – Структура запропонованого методу

Крок 1. Як і в попередньому методі, на першому кроці відбувається отримання зображення енергії ходи людини (GEI). Відео перетворюється на серію зображень, які перетворюються на бінарне зображення з силуетом. GEI створюється шляхом поєднання цих силуетів ходи протягом циклу ходи.

Крок 2. Всі зразки GEI з бази даних та вхідний GEI перетворюються на просторові зображення (ПЗ). Для отримання просторового зображення виділяється контур GEI, що складається з точної просторової інформації. Далі відбувається сортування геометрії контуру на окремі відсортовані контури. В результаті буде отриманий список координат $C(x, y)$. Ці координати використовуються для отримання просторового зображення $SI(x, y)$.

Крок 3. Із отриманого просторового зображення вилучається множина із трьох ознак:

– метрика схожості інтенсивності – ця метрика надає кількісну оцінку схожості між двома областями зображення;

– метрика схожості контурів – мета обчислення даної метрики полягає в тому, щоб знайти міру подібності між контурами вхідного зразка p_s та зразка із бази даних g_s ;

– метрика просторової несхожості – метою використання даної метрики є знаходження міри відмінності між вхідним зразком p_s та зразком із бази g_s .

Крок 4. Створення списку схожості для кожного вхідного зразка, який відображає схожість або несхожість вхідного зразка з кожним зразком з бази даних. Результатом вилучення ознак є три списки для вхідного зразка p_s , які називаються списками вимірювання схожості ($L_{M_{is}}$, $L_{M_{cs}}$ та $L_{M_{sd}}$, що містять метрики для p_s та кожного екземпляру з бази.

Крок 5. Класифікація та прийняття рішення, що визначає належність вхідного зразка до певного екземпляру з бази даних. Остаточний результат отримується з відсортованих списків вимірювань схожості в модулі прийняття рішення. Прийняття рішення відбувається шляхом обчислення коефіцієнта впевненості A_f для кожного з кандидатів. Кандидат з максимальною сумарною величиною A_f є кваліфікованим для остаточного результату.

3.3.2 Отримання просторового зображення

Gait Energy Image містить як статичну, так і динамічну інформацію. Тому багато дослідників віддають перевагу зображення силуету ходи замість GEI для вилучення ознак, оскільки динамічна інформація присутня в GEI, може призвести до помилкової класифікації. Недоліком використання всіх силуетних зображень є те, що вони збільшують обчислювальні витрати системи.

Щоб подолати цей недолік, з GEI витягується лише статична інформація, з якої потім витягуються ознаки. Для цього виділяється контур GEI, що складається з точної просторової інформації.

Для генерації контуру для зображення GEI використовується алгоритм Marching Squares [12] з значенням *isovalue*, яке дорівнює 0.6, а для визначення

точного положення контуру застосовується лінійна інтерполяція (значення 0.6 вибрано після експериментів з багатьма шаблонами GEI).

Наступним кроком є сортування геометрії контуру на окремі відсортовані контури.

В результаті буде отриманий список координат $C(x, y)$. Ці координати використовуються для отримання просторового зображення $SI(x, y)$. На деяких зображеннях в динамічних областях також виявляються деякі інші дрібні контури, але їх можна відкинути.

3.3.3 Витягнення ознак

При спробі визначити, чи належать два зображення одній особі, зазвичай шукають схожість між двома зображеннями і відкидають будь-які оманливі відмінності.

Таким чином, щоб знайти загальну близькість двох зображень, було зроблено спробу знайти найбільш схожі фрагменти зображень. Для визначення схожості або відмінності між вхідним зразком p_s та зразком із бази даних g_s , були обрані наступні три ознаки.

Метрика схожості інтенсивності. Ця метрика надає кількісну оцінку схожості між двома областями зображення. Нехай $p(x_c, y_c)$ та $g(x_c, y_c)$ позначають пікселі вхідного зразка p_s та зразка із бази g_s розміром $m \times n$ з інтенсивностями p_c та g_c відповідно, де $c = 1, 2, \dots, l$. Тоді метрика схожості інтенсивності обчислюється наступним чином:

$$M_{is} = \sum_{c=1}^l (p_c - g_c)^2. \quad (3.23)$$

Зразок із бази даних з меншим значенням M_{is} розглядається як кандидат для p_s .

Метрика схожості контурів. Мета обчислення даної метрики полягає в тому, щоб знайти міру подібності між контурами вхідного зразка p_s та зразка із бази даних g_s .

Нехай C_p та C_g є контурами зразків p_s та g_s відповідно. На першому кроці необхідно за допомогою рівняння евклідової відстані знайти пари координат C_p та C_g , які перетинаються (тобто відстань між відповідними координатами дорівнює 0). На наступному кроці необхідно відкинути координати, що не перетинаються, так як саме координати, що перетинаються, дають уявлення про подібність між p_s та g_s . Послідовні координати, що перетинаються, утворюють Сегмент Перетинання (СП).

Нехай $x[i]$ – кількість СП, отриманих для p_s та g_s . Простий підрахунок кількості координат, що перетинаються у якості метрики схожості може призвести до неправильної класифікації. Замість цього, значення координат x та y перетворюється в одне значення за допомогою отримання арктангенсу для заданих координат. Таким чином, значення x та y перетворюються в одне значення, діапазон якого знаходиться між $-\pi$ та π , і, таким чином, враховується інформація про положення координат.

На основі численних емпіричних досліджень було визначено, що коли p_s та g_s належать одній особі, довжина n СП буде більшою. Послідовно віднімаючи n від довжини кожного СП, можна отримати вектор, який буде складатися з від'ємних значень. Для отримання єдиного додатного значення, обчислюється середнє квадратичне значення S_c .

Оскільки значення n є великим, різниця між n та кожним елементом довжини СП буде також великим. Виходячи з цього, середнє квадратичне значення буде також великим. Таким чином, зразок g_s , для якого буде отримано найбільше значення метрики схожості контурів, буде вважатися кандидатом для p_s .

Метрика просторової несхожості. Метою використання даної метрики є знаходження міри відмінності між вхідним зразком p_s та зразком із бази g_s . Нехай SI_p та SI_g представляють просторові зображення p_s та g_s відповідно.

Спочатку необхідно за допомогою евклідової метрики виявити пари координат SI_p та SI_g , які не перетинаються (відстань між відповідними координатами не дорівнює 0).

Далі необхідно відкинути координати, що перетинаються, тому що для оцінки просторової несхожості використовуються координати, що не перетинаються.

Нехай зображення містить тільки ті координати, що не перетинаються та відповідні їм значення інтенсивності N_c . Для кожного N_c розміром $M \times N$, генерується вектор e_v , де $v = 1, 2, \dots, M$ шляхом обчислення відносної ентропії кожного рядка. Кожен елемент вектору e_v задається формулою:

$$e_v = \sum_{r=1}^{255} p_r^k \log_2 \frac{p_r^k}{q_r^k}, \quad (3.24)$$

де p_r^k – кількість разів, коли значення пікселя r зустрічається у k -му рядку зображення N_c , aq_r^k – вірогідність того, що значення пікселя r зустрічається у k -му рядку зображення N_c .

Вірогідність q_r^k обчислюється за допомогою наступної формули:

$$q_r^k = \frac{\#(N_c(i, j) = r)}{T} \quad \forall j \in [1, T], \quad (3.25)$$

де T – загальна кількість елементів в рядку. Метрика просторової несхожості отримується шляхом додавання всіх елементів, присутніх у векторі e_v . Вона задається за допомогою формули:

$$M_{sd} = \sum_{v=1}^M e_v. \quad (3.26)$$

Ця ентропія забезпечує послідовне вимірювання інформативності p_r^k по відношенню до іншої функції густини ймовірності q_r^k , яка розглядається як апроксимація p_r^k . Відносна ентропія використовується для кількісної оцінки інформативності пікселів, присутніх у кожному рядку N_c .

Менша ентропія означає, що N_c містить менше інформації, що, в свою чергу, вказує на те, що відмінність між p_s і g_s також є меншою. Таким чином, g_s з найнижчим значенням M_{sd} розглядається як кандидат на роль p_s .

3.3.4 Вимірювання схожості

Результатом вилучення ознак є три списки для вхідного зразка p_s , які називаються списками вимірювання схожості ($L_{M_{is}}$, $L_{M_{cs}}$ та $L_{M_{sd}}$, що містять метрики для p_s та кожного екземпляру з бази.

Класифікація. Припустимо, що $g^i = \{g^1, g^2, \dots, g^n\}$ – вектор значень, отриманий шляхом сортування списків $L_{M_{is}}$ та $L_{M_{sd}}$ за зростанням, а $h^i = \{h^1, h^2, h^n\}$ є відповідними елементами з бази. Таким чином, можна сказати, що g^1 є найменшим значенням, а h^1 представляє відповідний зразок з бази даних. Тоді зразок h^1 можна вважати кандидатом для p_s , так як менші значення M_{is} та M_{sd} означають, що g_s більш схожий на p_s .

Припустимо, що $g^i = \{g^1, g^2, \dots, g^n\}$ – вектор значень, отриманий шляхом сортування списку $L_{M_{cs}}$ за спаданням, а $h^i = \{h^1, h^2, h^n\}$ є відповідними елементами з бази. Таким чином, можна сказати, що g^1 є найбільшим значенням, а h^1 представляє відповідний зразок з бази даних. Тоді зразок h^1 можна вважати кандидатом для p_s , так як більше значення M_{cs} означає, що g_s більш схожий на p_s .

Модуль прийняття рішення. Остаточний результат отримується з відсортованих списків вимірювань схожості в модулі прийняття рішення. Прийняття рішення відбувається шляхом обчислення коефіцієнта впевненості A_f для кожного з кандидатів. Кандидат з максимальною сумарною величиною A_f є кваліфікованим для остаточного результату.

Коефіцієнт впевненості кандидата A_f в кожному списку отримується на основі його метричного значення та шляхом об'єднання з метричним значенням наступного за рейтингом кандидата з того ж списку.

Діапазон значень, отриманих за трьома метриками, відрізняється. Тому перед прийняттям рішення, всі значення метрик, що присутні у трьох окремих списках, нормалізуються між 0 та 1.

Нехай h^a та h^b – кандидати зі списку h^i , такі що $h^a \neq h^b$. Якщо h^a є першим найкращим, а h^b є наступним найкращим значенням зі списку, то для списків $L_{M_{is}}$ та $L_{M_{sd}}$, значення A_f обчислюється за наступною формулою:

$$A_f = \frac{g^b - g^a}{g^a}. \quad (3.27)$$

Для списку $L_{M_{cs}}$, значення A_f обчислюється за наступною формулою:

$$A_f = \frac{g^a \times g^b}{(g^a + g^b)/2}. \quad (3.28)$$

Так як в списках $L_{M_{is}}$ та $L_{M_{sd}}$, елементи розташовані у зростаючому порядку, більше значення $g^b - g^a$ та менше значення g^a свідчать про більшу впевненість у кандидаті h^a .

Якщо кандидат h^a присутній у більш ніж одному списку, значення A_f додаються. Нарешті, в якості остаточного результату обирається кандидат з найвищим A_f .

3.3.5 Експериментальне дослідження запропонованого методу

Для демонстрації ефективності запропонованого методу були використані два загальнодоступні набори даних ходи: CASIA C та OU-ISIR A.

Експериментальне дослідження на наборі даних CASIA C. Набір даних складається з чотирьох циклів ходи для fn і двох циклів ходи для fs і fq . З чотирьох послідовностей нормальної ходи для навчання використовуються дві послідовності нормальної ходи, а для тестування – по дві послідовності з кожної швидкості ходи.

В результаті набір ознак навчальної вибірки складається з fn , а набори ознак тестової вибірки включають fn , fs та fq .

Порівняння ефективності запропонованого методу на наборі даних ходи CASIA C з кількома сучасними методами показано в Таблиці 3.14.

Таблиця 3.14 – Точність запропонованого методу та методів-аналогів на наборі даних CASIA C

Метод	fn/fn	fn/fs	fn/fq	fs/fq
2FInS [92]	99.42%	97.14%	96.55%	90.46%
Багатошаровий перцептрон [113]	94.67%	80.19%	75.89%	71.12%
GEINet [112]	95.19%	87.66%	83.82%	80.11%
Ортогональні проєкції [114]	98.18%	80.68%	80.24%	-
Запропонований	99.92%	99.11%	96.25%	96.56%

З таблиці видно, що запропонований метод працює краще і досягає високої CCR у великій кількості випадків.

Експериментальне дослідження на наборі даних OU-ISIR A. У цьому дослідженні експерименти та аналіз проводяться для різних швидкостей ходи.

В першому експерименті, навчальна вибірка складається з шести циклів ходи, а тестова вибірка складається з трьох циклів ходи.

Таке розбиття гарантує наявність відео із швидкостями ходи від 2 до 7 км/год для всіх комбінацій послідовностей навчальної та тестової вибірки. Значення точності, отримані запропонованим методом на наборі даних OU-ISIR A, показано в таблиці 3.15.

Точність для кожного тестового випадку знаходиться в діапазоні від 95.66% до 100.0%, а загальне середнє значення точності становить 97.84%.

Таблиця 3.15 – Точність запропонованого методу при різних швидкостях на наборі даних ходи OU-ISIR A

Навч./Тест	2 км\год	3 км\год	4 км\год	5 км\год	6 км\год	7 км\год
2 км\год	100%	100%	100%	99.50%	98.05%	95.66%
3 км\год	100%	100%	100%	100%	98.19%	99.12%
4 км\год	98.12%	100%	100%	100%	97.55%	97.49%
5 км\год	97.55%	100%	98.12%	100%	99.40%	97.49%
6 км\год	96.56%	98.52%	100%	99.42%	100%	100%
7 км\год	96.12%	96.65%	96.95%	100%	100%	100%

В другому експерименті, відео ходи зі швидкістю 5 км/год були використані як навчальна вибірка, а тестова вибірка містила відео зі швидкостями ходи від 4 км/год до 7 км/год. В таблиці 3.16 наведені показники точності запропонованого методу та методів-аналогів. Запропонований метод забезпечує високу середню точність розпізнавання (98.69%) і, отже, має найкращі показники порівняно з різними методами.

Таблиця 3.16 – Точність для різних швидкостей зі швидкістю навчальної вибірки 5 км/год на наборі даних OU-ISIR A

Метод	4 км\год	5 км\год	6 км\год	7 км\год	Середнє
FD [115]	76.63%	79.00%	92.10%	79.50%	81.81%
Багатош. перцептрон [113]	85.25%	92.14%	89.90%	81.70%	87.25%
GEINet [112]	90.25%	94.60%	91.85%	83.10%	89.95%
Згортокова мережа [111]	91.35%	94.32%	89.80%	82.50%	89.49%
Запропонований	98.00%	100.0%	99.14%	97.60%	98.69%

Ефективність запропонованого методу на наборах даних CASIA C і OU-ISIR A порівнювалася з ефективністю двох методів, заснованих на нейронних мережах, таких як багатошаровий перцептрон і GEINet, як показано в таблицях 3.14 і 3.16. З результатів видно, що запропонований метод працює краще, ніж порівнювані методи на основі нейронних мереж. Причиною цього може бути те, що інші підходи не призначені для роботи з коваріантом зміни швидкості. Отже, в інших методах для вилучення особливостей ходи використовується весь шаблон ходи. Ці

шаблони містять варіації швидкості, і вони можуть призвести до неправильної класифікації, коли одна і та ж людина ходить з різною швидкістю.

Навпаки, у запропонованому методі спочатку відбираються просторові зображення, на які менше впливають варіації швидкості, а потім виділяються запропоновані ознаки.

Запропонований метод злиття рішень підвищує середню точність розпізнавання приблизно на 5.24 і 6.07% для експериментів, показаних у таблицях 3.14 і 3.15.

Це доводить, що використання фактору впевненості покращує швидкість розпізнавання порівняно з іншим методом, який використовує більшість кандидатів для всіх зразків.

3.4 Висновки до третього розділу

В даному розділі дисертаційної роботи запропоновані методи розпізнавання людини за ходою за умов наявності різних коваріантів ходи.

Для розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу був запропонований метод розпізнавання людини за ходою на базі локального дескриптору LR2P. Запропонований метод використовує зображення енергії ходи та експлуатує локальні відмінні риси регіонів у GEI, що дозволяє покращити ефективність розпізнавання ходи.

Для підтвердження ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження на декількох наборах даних. Показник точності на наборі даних OU-ISIR В склав 86.22%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 4.30%. Середній показник точності для всіх 32 стилів одягу на наборі даних OU-ISIR В склав 91.78%, що свідчить про те, що запропонований метод може мінімізувати проблему варіацій одягу.

Для розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери був запропонований метод розпізнавання, заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи та складається з наступних кроків. Експериментальне дослідження на

наборі даних CMU MoVo показало, що запропонований метод демонструє покращену на 6.41% точність розпізнавання ніж метод-аналог. Дослідження на наборі даних CASIA B для нульового кута огляду показало, що запропонований метод дозволив отримати показник точності у 99.70%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 5.30%.

Для розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи був запропонований метод розпізнавання, заснований на використанні просторової динаміки GEI та складається з наступних кроків.

Для підтвердження ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження на декількох наборах даних. Дослідження на наборі даних CASIA C показало, що запропонований метод має показник точності, більший в діапазоні від 0.5% до 6.1%, в залежності від параметрів дослідження. Середня точність на наборі даних OU-ISIR A склала 98.69%, що перевищує показник точності найближчого методу-аналогу на 9.2%.

Отримано наступні пункти наукової новизни:

- *удосконалено* метод розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу на базі локального дескриптору LR2P, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання ходи людини за умов носіння різного одягу за рахунок розбиття регіонів інтересу та використання локального патерну, робастного до поворотів;

- *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери на базі аналізу контуру зображення енергії ходи, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання людини за умов фронтальної проєкції камери;

- *вперше* запропоновано метод розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи, заснований на використанні просторової динаміки GEI, що дозволило підвищити ефективність розпізнавання людини за умов різної швидкості руху людини.

4 ПОБУДОВА ТА ВИПРОБУВАННЯ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЮ РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ ЗА ХОДОЮ

4.1 Мета, призначення та цільова аудиторія програмного модулю

Мета програмного модулю для розпізнавання людини за ходою полягає в реалізації надійної та ефективної системи біометричної ідентифікації на основі унікального стилю ходи. Цей модуль призначений для використання в сферах безпеки, аутентифікації та контролю доступу. Він може бути інтегрований в системи відеоспостереження та використовуватися для автоматизації різних процесів, пов'язаних з безпекою та ідентифікацією.

Цільова аудиторія модулю включає організації безпеки та публічної безпеки, підприємства, що використовують системи контролю доступу, виробників та операторів систем відеоспостереження, організації, що працюють у сфері кібербезпеки, а також адміністрації та органи державного управління, які цікавляться засобами для забезпечення безпеки та ідентифікації громадян.

Можна визначити такі основні функції програмного модулю:

- додавання та зміна ознак ходи нового суб'єкта до бази даних;
- налаштування параметрів методів розпізнавання ходи;
- завантаження вхідного відео з ходою людини;
- розпізнавання людини за ознаками ходи;
- отримання статистики роботи методів;
- робота в пакетному режимі для дослідження роботи методів.

4.2 Інформаційні потоки програмного модулю

Інформаційні потоки в програмному модулі розпізнавання людини за ходою представляють собою потоки даних, які переміщуються або передаються в системі для обробки, аналізу та зберігання.

Вхідні інформаційні потоки програмного модулю для розпізнавання людини за ходою включають в себе наступні типи даних і джерела:

- відеопотік – основним вхідним потоком є відеопотік, який може бути отриманий з камери навколишнього середовища або з відеозапису. Цей потік містить зображення рухомої людини, яка виконує хід, і використовується для аналізу та розпізнавання ходи;

- керуючі команди та налаштування – програмний модуль може приймати керуючі команди та налаштування, які можуть включати в себе інструкції для обробки вхідних даних, параметри методів чи інші конфігураційні дані;

- ознаки ходи – ознаки ходи зберігаються в базі даних для подальшого порівняння з вхідними ознаками та класифікації;

- конфігураційні файли – конфігураційні дані, які містять параметри та налаштування системи, які можуть бути змінені безпосередньо або в результаті керуючих команд;

- навчальні та тестові дані – при роботі у пакетному режимі, додаток приймає на вхід дані навчальної вибірки для подальшого дослідження роботи методів.

Вихідні інформаційні потоки програмного модулю для розпізнавання людини за ходою включають в себе наступні типи даних та призначення:

- результат розпізнавання – цей потік містить інформацію про результати розпізнавання ходи користувача. Якщо розпізнавання вдається, то ця інформація може включати в себе ідентифікатор користувача, час розпізнавання та інші відомості;

- статистики роботи методів – вихідні дані можуть включати інформацію про роботу методів (проміжні результати, зображення та інші дані, які дозволяють краще зрозуміти роботу методів розпізнавання ходи;

- записи або журнали – програмний модуль може створювати записи або журнали подій, які містять історію розпізнавання та інші системні події;

- статистики розпізнавання – при роботі у пакетному режимі, програмний модуль видає різні дані, корисні для дослідника.

Діаграма інформаційних потоків програмного модулю для розпізнавання ходи наведена на рисунку 4.1. Дана діаграма дозволяє визначити зображення вхідних та вихідних потоків програмного модулю.

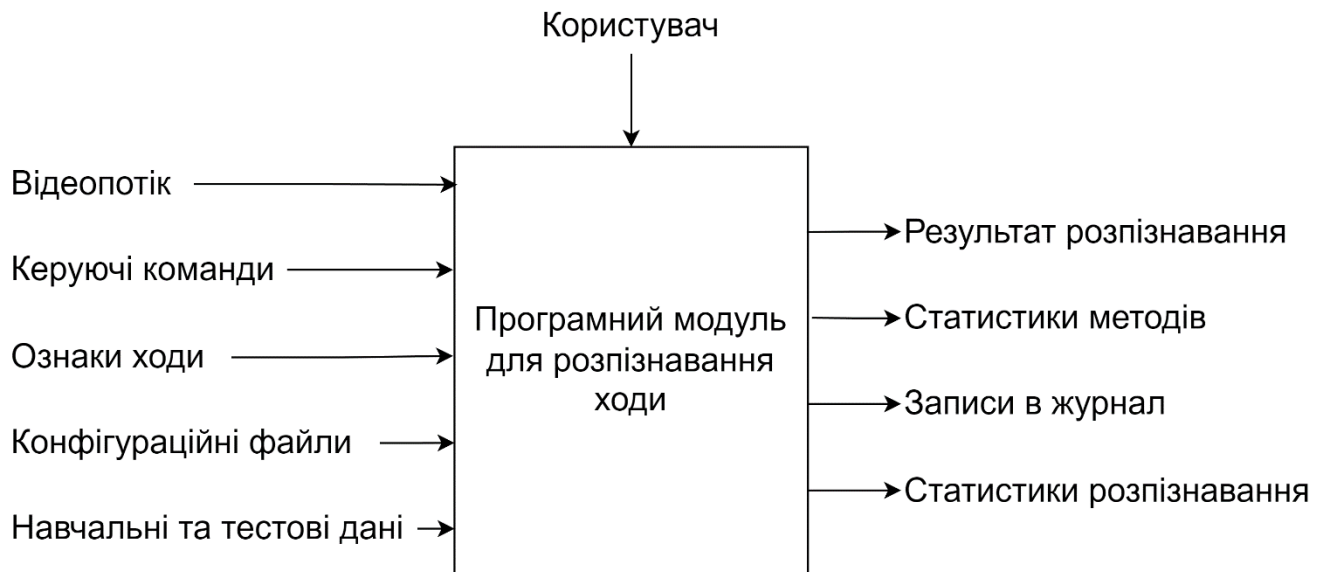


Рисунок 4.1 – Діаграма інформаційних потоків програмного модулю

4.3 Функціональні вимоги програмного модулю

Для визначення функціональних вимог до програмного модулю розпізнавання людини за ходою необхідно визначити акторів, які представляють зовнішні сутності, що взаємодіють із системою. В результаті аналізу були визначені такі актори програмного модулю:

- користувач – користувач програмного модулю, який має повний доступ до всіх функцій програмного модулю та несе повну відповідальність за його роботу;
- база даних – відповідна зовнішня база даних, яка містить ознаки ходи, які використовуються для порівняння із вхідними ознаками ходи людини для розпізнавання відповідної людини.

Після ідентифікації акторів, можна переходити до проєктування окремих сценаріїв взаємодії між акторами та програмним модулем. Для цього можна

використовувати діаграму прецедентів UML. Діаграма прецедентів програмного модулю для розпізнавання людини за ходою наведена на рисунку 4.2.

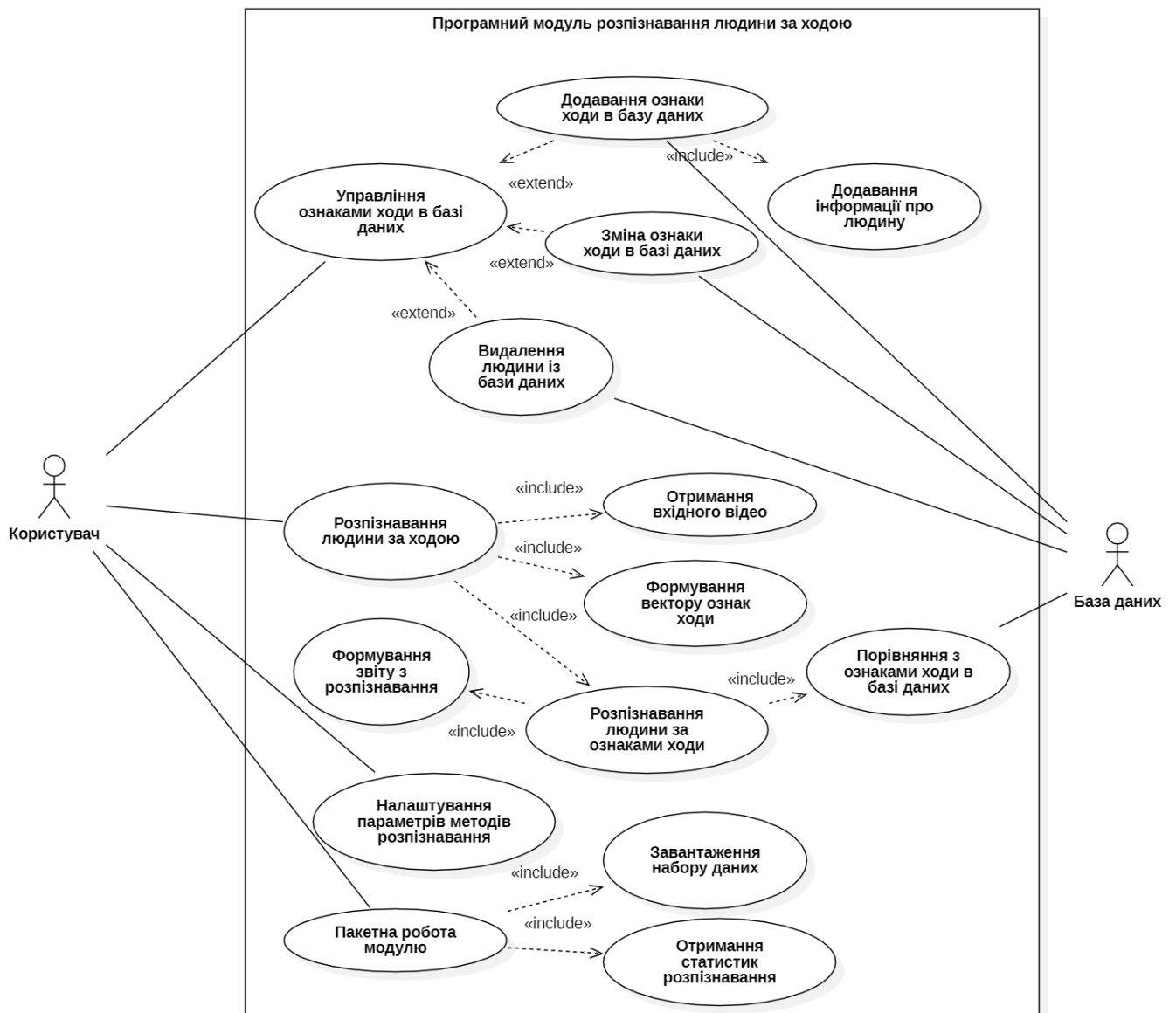


Рисунок 4.2 – Діаграма прецедентів програмного модулю

Визначення акторів та прецедентів програмного модулю дає можливість детально описати основні функціональні вимоги до програмного модулю для розпізнавання ходи людини.

FR1 Додавання ознаки ходи в базу даних.

FR1.1 Користувач або система збирає дані про ходу користувача та формує вектор ознак для запису його до бази даних;

FR1.2 Програмний модуль отримує ці дані та виконує їх обробку;

FR1.3 Отримані дані використовуються для створення нового запису з ознакою ходи в базі даних, який включає у себе ідентифікатор користувача та вектор ознак ходи;

FR1.4 Користувач може додати інформацію про особу, якій належить відповідний вектор ознак ходи.

FR2 Зміна вектору ознак ходи в базі даних.

FR2.1 У разі необхідності програмний модуль може оновлювати існуючий вектор ознак ходи в базі даних;

FR2.2 Оновлення може відбуватися на основі нових даних про ходу користувача або через покращення алгоритмів розпізнавання;

FR2.3 Оновлені дані зберігаються в базі даних, замінюючи попередні дані ознак ходи.

FR3 Видалення людини із бази даних.

FR3.1 У випадку, якщо вектор ознак ходи став застарілим або неактуальним, програмний модуль може видаляти їх з бази даних;

FR3.2 Видалення вектору ознак ходи може відбуватися на основі критеріїв, таких як тривалість зберігання або неактуальність даних.

FR4 Розпізнавання людини за ходою.

FR4.1 Програмний модуль очікує отримання вхідного відеопотоку з веб-камери або іншого джерела;

FR4.2 Відеопотік аналізується для виокремлення характеристик ходи користувача;

FR4.3 Формується вектор ознак ходи людини;

FR4.4 Отриманий вектор ознак ходи порівнюються з векторами ознак ходи, які зберігаються в базі даних для різних користувачів;

FR4.5 Застосовуються алгоритм класифікації, який знаходить найбільш підходящу особу;

FR4.6 На основі результатів порівняння ознак ходи програмний модуль визначає ідентифікатор користувача, чия хода найбільше відповідає аналізованому відеопотоку;

FR4.7 Результат розпізнавання, який включає ідентифікатор користувача або позначку «невідомий», повертається програмному модулю для подальшої обробки та формування звіту з розпізнавання.

FR5 Налаштування параметрів методів розпізнавання.

FR5.1 Користувач може вибрати один чи кілька методів розпізнавання, які відповідають його потребам;

FR5.2 Користувач може налаштувати параметри для вибраних методів розпізнавання ходи. Це може включати в себе налаштування порогових значень, параметрів алгоритмів, шаблонів тощо;

FR5.3 Після налаштування параметрів користувач зберігає налаштування, щоб вони були застосовані до процесу розпізнавання ходи.

FR6 Пакетна робота програмного модулю.

FR6.1 Пакетна робота програмного модулю відбувається в консольному режимі;

FR6.2 Користувач може задати директорію з набором даних ходи;

FR6.3 Користувач може задати файли, які відносяться до навчальної та тестової вибірки, а також надати значення цільових змінних;

FR6.4 Після виконання процесу розпізнавання, користувач отримує статистики, які містять інформацію про точність розпізнавання, час розпізнавання, кількість оброблених файлів тощо.

4.4 Нефункціональні вимоги програмного модулю

Після визначення функціональних вимог до програмного модулю для розпізнавання ходи, необхідно визначити відповідні нефункціональні вимоги. До програмного модулю визначаються такі нефункціональні вимоги:

NFR1 Модуль повинен обробляти не менше 30 кадрів в секунду (FPS) для реального часу. Затримки не повинні перевищувати 100 мс.

NFR2 Точність розпізнавання – модуль має досягати точності розпізнавання ходи не менше 90% на тестовому наборі даних.

NFR3 Стійкість до спотворень – модуль повинен розпізнавати стиль ходи користувача з точністю не менше 85% навіть при 15-градусних змінах кута огляду камери;

NFR4 Масштабованість – модуль повинен бути здатний обробляти відомості від принаймні 1000 користувачів та забезпечувати зменшення ресурсів при додаванні нових користувачів;

NFR5 Зручність у використанні – інтерфейс користувача повинен бути інтуїтивно зрозумілим, і налаштування параметрів розпізнавання мають відображатися з мінімальними зусиллями;

NFR6 Безпека даних – усі дані користувачів, включаючи ознаки ходи, повинні передаватися та зберігатися в зашифрованому вигляді (наприклад, з використанням TLS) і захищені від несанкціонованого доступу;

NFR7 Підтримка PostgreSQL – модуль має підтримувати PostgreSQL версії 13.0 і вище, та здатність обробляти дані більш ніж 1000 користувачів;

NFR8 Модуль повинен бути здатний інтегруватися з системами безпеки та авторизації, підтримувати стандарти взаємодії, такі як REST API.

NFR9 Сумісність з операційними системами – забезпечити сумісність програмного модуля з операційними системами, такими як Windows 10, Linux (Ubuntu 20.04), та macOS Big Sur;

4.5 Ідентифікація архетипу програмного модулю

Програмний модуль для розпізнавання ходи відноситься до архетипу Calculating Application (CA) – обчислювальний додаток, головною метою якого є демонстрації працездатності деякого алгоритму, його коректності, швидкості роботи або адекватності вихідних значень.

4.6 Логічне уявлення програмного модулю

Діаграма логічного уявлення є корисним інструментом при проектуванні програмного забезпечення.

Вона допомагає створити абстрактне представлення про структуру системи і відобразити основні частини системи та їх взаємозв'язки.

Головна мета цієї діаграми полягає в тому, щоб визначити функціональні компоненти системи, їх зв'язки та загальну логічну організацію системи.

Ця діаграма дозволяє розглядати систему на високому рівні абстракції, не затрагуючи деталей її реалізації.

Це допомагає зосередитися на взаємодії між компонентами та їх функціональному призначенні.

Діаграма логічного уявлення програмного модулю для розпізнавання людини за ходом наведена на рисунку 4.3.

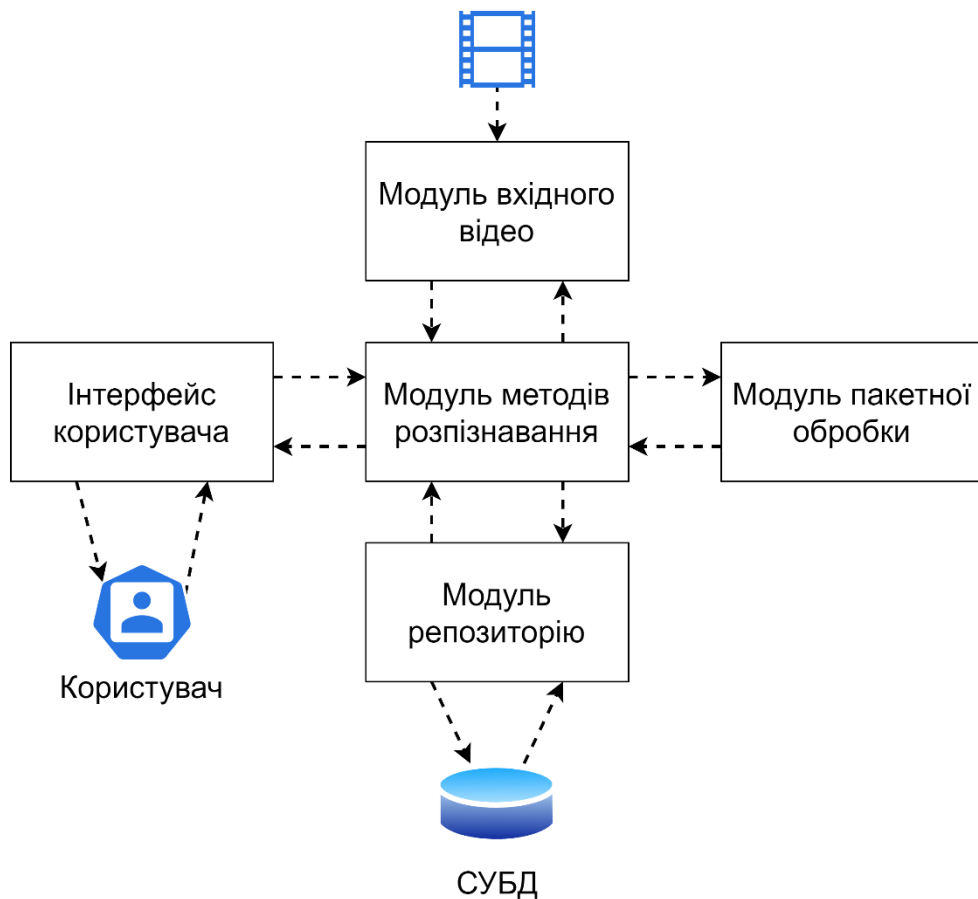


Рисунок 4.3 – Діаграма логічного уявлення програмного модулю

4.7 Розгортання програмного модулю

Діаграма розгортання UML – це тип діаграми, який використовується для моделювання фізичного розташування компонентів системи та їх взаємодії з апаратним обладнанням (наприклад, серверами, комп'ютерами) та іншими програмними компонентами в реальному або віртуальному середовищі. Діаграма розгортання дозволяє відобразити, як програмні та апаратні компоненти взаємодіють між собою в архітектурі системи.

Діаграма розгортання програмного модулю для розпізнавання людини за ходом наведена на рисунку 4.4.

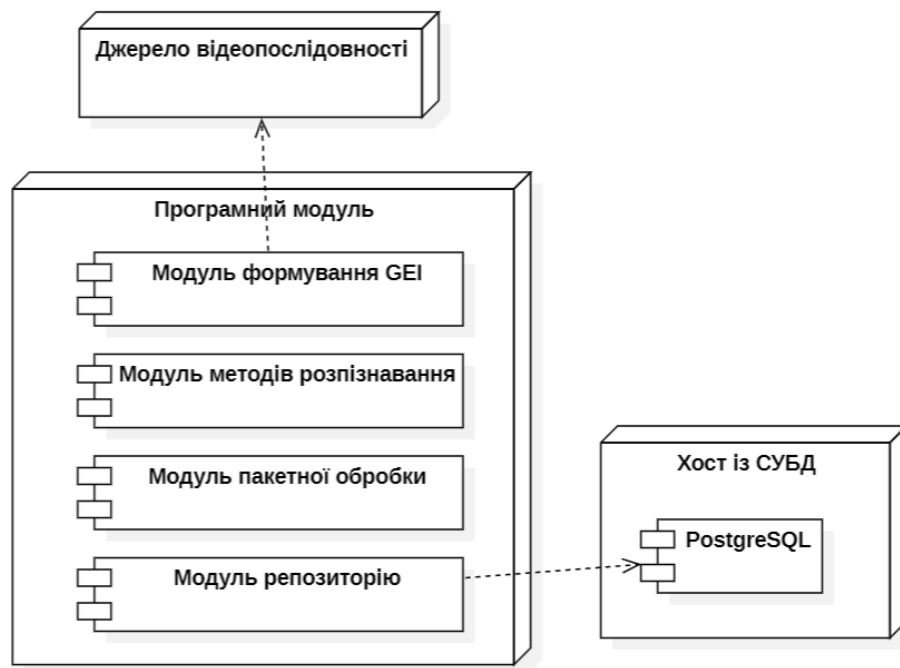


Рисунок 4.4 – Діаграма розгортання програмного модулю

4.8 Схема даних програмного модулю

Схема даних UML (Unified Modeling Language) є графічним інструментом для візуального представлення структури даних та їх взаємозв'язків в інформаційній системі. Вона використовує стандартизовану нотацію та символи для зображення сутностей (таблиць), атрибутів (полів) та зв'язків між ними у базі

даних. Схема даних UML сприяє кращому розумінню структури даних та допомагає візуально відобразити співвідношення між різними елементами бази даних. Схема даних програмного модулю для розпізнавання людини за ходою наведена на рисунку 4.5.

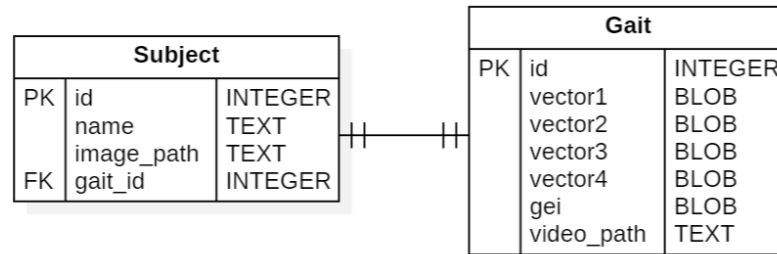


Рисунок 4.5 – Діаграма розгортання програмного модулю

Ознаки ходи зберігаються у вигляді вектору ознак. З урахуванням того, що кожен з чотирьох запропонованих методів використовує свій вектор ознак, в базі зберігається вектор ознак для кожного запропонованого методу. Також, в базі зберігається зображення GEI, а також шлях до відео з ходою людини.

4.9 Опис стеку технологій програмного модулю

Розробка програмного модулю для розпізнавання людини за ходою передбачає використання різноманітних технологій, бібліотек та сервісів. Надамо стислий опис деяких технологій, які були використані при розробці даного програмного модулю:

- Python - це високорівнева мова програмування загального призначення. Вона відома своєю читабельністю та легкістю використання, що робить її популярним вибором для розробки різноманітних програм, включаючи веб-додатки, наукові обчислення та багато інших;

- Scikit-learn – це бібліотека машинного навчання для Python. Вона надає інструменти для класифікації, регресії, кластеризації та інших завдань машинного навчання, роблячи її ідеальним інструментом для аналізу та моделювання даних;

– NumPy – це бібліотека для обчислень наукового типу в Python. Вона надає структури даних, такі як масиви та матриці, та функції для виконання чисельних операцій, що роблять її ідеальним інструментом для обробки даних та математичних обчислень;

– OpenCV – це бібліотека комп'ютерного зору та обробки зображень. Вона дозволяє аналізувати, обробляти та розпізнавати зображення та відео, що робить її корисною для багатьох задач комп'ютерного зору;

– Docker – це платформа для контейнеризації додатків. Вона дозволяє упаковувати додатки та їхні залежності в контейнери, що забезпечує незалежність та легкість розгортання програм в різних середовищах;

– PostgreSQL – це об'єктно-реляційна система управління базами даних (СУБД). Вона відома своєю надійністю та можливостями розширення, що робить її популярним вибором для зберігання та керування даними;

– Pandas – це бібліотека для обробки та аналізу даних у Python. Вона надає структури даних, такі як DataFrame, та функції для роботи з даними, що дозволяє виконувати операції з даними ефективно;

– ORM – це підхід до роботи з базами даних, де об'єкти програми взаємодіють з базою даних через об'єктно-орієнтовані конструкції, замість SQL-запитів. ORM спрощує взаємодію з базою даних та дозволяє розробникам працювати з даними як з об'єктами.

4.10 Структура проєкту програмного модулю

Програмний модуль реалізований за допомогою мови програмування Python. Для програмної розробки було використано середовище розробки PyCharm. Структура проєкту програмного модулю наведена на рисунку 4.6.

PyCharm – це інтегроване середовище розробки (IDE) для мови програмування Python, розроблене компанією JetBrains. Воно призначене для покращення продуктивності розробників, спрощення роботи з проєктами та надання широких можливостей для розробки програмного забезпечення на Python.

```

gait_recognition_module/
├── config/
│   ├── config.py          # Налаштування програмного модулю
│   └── database.ini        # Конфігураційні дані для з'єднання з базою даних
├── data/
│   ├── dataset/           # Зображення для навчання та тестування
│   └── ...
├── models/
│   ├── model.py           # Основна модель розпізнавання ходи
│   ├── preprocessing.py   # Модуль попередньої обробки даних
│   └── ...
├── utils/
│   ├── image_utils.py     # Утиліти для роботи з зображеннями
│   ├── database_utils.py  # Утиліти для роботи з базою даних
│   └── ...
├── controllers/           # Контролери для обробки запитів та взаємодії з користувачем
│   ├── user_controller.py # Контролер для взаємодії з користувачами
│   └── ...
├── views/
│   ├── home_view.py       # Представлення для відображення інтерфейсу користувача
│   └── ...
├── database/
│   ├── models.py          # Опис моделей даних
│   ├── db_connector.py    # Підключення до бази даних
│   └── ...
├── app.py                 # Головний файл програми
└── requirements.txt       # Список залежностей

```

Рисунок 4.6 – Структура проєкту програмного модулю

Надамо стислий опис основних пакетів програмного модулю.

Пакет *config/* – пакет для налаштування програмного модулю. Даний пакет містить такі основні модулі:

- *config.py* – містить налаштування для програмного модулю, такі як параметри розпізнавання та конфігураційні дані;
- *database.ini* – конфігураційні дані для з'єднання з базою даних.

Пакет *data/* – пакет для даних. Даний пакет містить такі основні модулі:

- *dataset/* – містить зображення для навчання та тестування моделі розпізнавання ходи.

Пакет *models/* – пакет для моделей та обробки даних. Даний пакет містить такі основні модулі:

- *methods.py* – основні методи розпізнавання ходи;
- *preprocessing.py* – модуль для попередньої обробки даних.

Пакет *utils/* – пакет для утиліт та допоміжних функцій. Даний пакет містить такі основні модулі:

– *image_utils.py* – утиліти для роботи з зображеннями, такі як обрізка та зміна розміру;

– *database_utils.py* – утиліти для роботи з базою даних, такі як додавання та видалення записів.

Пакет *controllers/* – пакет для контролерів програми. Даний пакет містить такі основні модулі:

– *user_controller.py* – контролер для взаємодії з користувачами, обробка їхніх запитів та дій.

Пакет *views/* – пакет для представлень програми. Даний пакет містить такі основні модулі:

– *home_view.py* – представлення головної сторінки або інших сторінок інтерфейсу користувача.

Пакет *database/* – пакет для модулів та класів для роботи з базою даних. Даний пакет містить такі основні модулі:

– *models.py* – опис моделей даних, такі як таблиці та взаємозв'язки;

– *db_connector.py* – підключення до бази даних та виконання SQL-запитів.

Модуль *app.py* – головний файл програми. Цей файл містить основну логіку програми та є вихідним файлом, який запускає програму.

Файл *requirements.txt* – список залежностей. Файл, в якому перераховані всі залежності програмного модулю, які можна встановити за допомогою *pip*.

4.11 Використання системи управління версіями

Система управління версіями (Version Control System, VCS) – це програмний інструмент, який використовується для відстеження та контролю змін в коді та файловій структурі проекту протягом часу. Вона полегшує колективну роботу, допомагає відстежувати історію змін, дозволяє відновлювати попередні версії, працювати над різними функціями в окремих гілках та спільно розвивати проект. Переваги систем управління версіями включають збереження історії проекту, можливість співпраці розробників, легкість відновлення та багато інших.

В таблиці 4.1 представлені основні метрики репозиторіїв програмного модулю для розпізнавання людини за ходом.

Таблиця 4.1 – Метрики репозиторію програмного модулю

Репозиторій	Кількість комітів	Кількість pull-request	Кількість гілок репозиторію
Математичний апарат	64	41	3
Програмний модуль	19	12	2

4.12 Метрики вихідного коду програмного модулю

Показники використаних метрик вихідного коду програмного модулю для розпізнавання людини за ходом представлені у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Показники метрик вихідного коду програмного модулю

Назва метрики	Програмний модуль
Кількість рядків коду	2044
Складність коду (Cyclomatic Complexity)	15
Кількість функцій (методів) в класах	21
Середній розмір функцій (кількість рядків в одній функції)	25 рядків
Глибина вкладеності функцій	4
Кількість коментарів	150 рядків
Відсоток коментарів до коду	7.5%
Кількість класів (кількість файлів з класами)	5
Кількість імпортів (залежностей)	10
Середня довжина імен змінних та функцій	11 символів
Використання докстрінгів (docstrings)	80%
Відсоток покриття коду тестами (code coverage)	77%

Використання метрик вихідного коду є важливим способом оцінки якості програмного забезпечення. Метрики дозволяють отримувати об'єктивні та кількісні оцінки якості коду і проекту в цілому.

4.13 Функціональне тестування програмного модулю

Функціональне тестування – це тип тестування програмного забезпечення, спрямований на перевірку функціональності системи або додатку. Основна мета функціонального тестування полягає в тому, щоб переконатися, що програмне забезпечення виконує свої функції коректно та відповідає вимогам та специфікації. Цей вид тестування перевіряє, як програма обробляє вхідні дані, генерує вихідні результати, взаємодіє з користувачем та іншими частинами системи, а також як вона реагує на помилки та аномалії. Тест-кейси для функціонального тестування включають в себе різні сценарії використання програми з метою підтвердження, що вона працює відповідно до очікувань.

Для проведення функціонального тестування були розроблені тестові сценарії, які відображають основні сценарії взаємодії користувача та програмного модулю для розпізнавання ходи.

ТС1 Управління ознаками ходи в базі даних. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- запустіть додаток та виберіть опцію «Управління ознаками ходи»;
- додайте нові ознаки ходи в базу даних;
- видаліть існуючі ознаки ходи з бази даних;
- редагуйте параметри ознак ходи;
- перевірте, чи зміни в базі даних були виконані коректно.

ТС2 Розпізнавання людини за ходою. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- запустіть додаток та виберіть опцію «Розпізнавання людини за ходою»;
- подайте вхідний відеопотік зі зображеннями людей;

- перевірте, чи додаток розпізнає та відстежує об'єкти (людей) на відео;
- переконайтеся, що результати розпізнавання відображаються коректно.

ТС3 Налаштування параметрів методів розпізнавання. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- відкрийте налаштування додатку;
- змініть параметри методів розпізнавання (наприклад, поріг розпізнавання, швидкість кадрів тощо);
- перезапустіть додаток та переконайтеся, що зміни параметрів вплинули на роботу розпізнавання.

ТС4 Пакетна робота додатку. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- запустіть пакетну роботу додатку;
- подайте пакет вхідних відеоданих для розпізнавання;
- переконайтеся, що додаток може обробляти пакети відеоданих послідовно та зберігати результати для кожного відео.

ТС5 Активація методу розпізнавання. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- запустіть додаток та перейдіть до розділу «Методи розпізнавання»;
- спробуйте активізувати метод для розпізнавання ходи;
- переконайтеся, що метод коректно завантажений та готовий до роботи.

ТС6 Визначення точності розпізнавання. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

- запустіть додаток з завантаженою моделлю;
- подайте вхідний відеопотік з об'єктами для розпізнавання;
- порівняйте результати розпізнавання з відомими даними та визначте точність розпізнавання.

ТС7 Відновлення роботи після помилки. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

– запустить додаток та спровокуйте помилку (наприклад, відключення відеокамери);

– переконайтеся, що додаток коректно виявляє помилку та може відновити роботу після її виправлення.

ТС8 Взаємодія з іншими додатками. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

– запустить додаток та спробуйте взаємодіяти з іншими додатками (наприклад, зберігати результати в іншому форматі);

– переконайтеся, що додаток може інтегруватися з іншими додатками та коректно взаємодіяти з ними.

ТС9 Робота на різних операційних системах. Для перевірки даного тестового сценарію необхідно виконати наступні кроки:

– встановить додаток на різних операційних системах (Windows, Linux, macOS);

– переконайтеся, що додаток коректно працює на кожній операційній системі без помилок та збоїв.

В таблиці 4.3 наведений протокол функціонального тестування програмного модулю для розпізнавання ходи. Всі тестові кейси були пройдені успішно.

Таблиця 4.3 – Протокол функціонального тестування програмного модулю

Номер тест-кейсу	Очікуваний результат	Фактичний результат	Результат
ТС1	Управління ознаками ходи в базі даних	Ознаки ходи додаються, змінюються та видаляються успішно	Пройдено
ТС2	Розпізнавання людини за ходою	Розпізнавання людини за ходою відбувається успішно	Пройдено
ТС3	Налаштування параметрів методів розпізнавання	Налаштування параметрів проходить коректно, нові параметри використовуються успішно	Пройдено

Продовження таблиці 4.3

Номер тест-кейсу	Очікуваний результат	Фактичний результат	Результат
ТС4	Пакетна робота додатку	Пакетна робота додатку відбувається успішно, успішно формується звіт со статистикою	Пройдено
ТС5	Активація методу розпізнавання	Активація методу розпізнавання відбувається коректно	Пройдено
ТС6	Визначення точності розпізнавання	Фактична точність розпізнавання співпадає з теоретичними показниками	Пройдено
ТС7	Відновлення роботи після помилки	Відновлення роботи після помилки відбувається успішно	Пройдено
ТС8	Взаємодія з іншими додатками	Взаємодія з іншими додатками відбувається успішно	Пройдено
ТС9	Робота на різних операційних системах	Програмний модуль коректно працює на різних операційних системах	Пройдено

4.14 Модульне тестування розробленого програмного модулю

Модульне тестування - це метод тестування програмного забезпечення, який полягає у перевірці окремих компонентів (модулів або функцій) на коректність та правильність роботи.

Основна мета модульного тестування полягає в тому, щоб впевнитися, що кожна окрема частина програми функціонує правильно та відповідає вимогам без включення інших компонентів системи.

Переваги модульного тестування включають забезпечення якості коду, спрощення відлагодження, збереження часу завдяки автоматизації, покращення документації коду, підтримку рефакторингу та полегшення співпраці в команді розробників.

Інструменти для модульного тестування в Python включають unittest, pytest, nose та doctest, кожен з яких має свої особливості та можливості для виконання тестів в проекті.

На рисунку 4.7 наведений протокол модульного тестування програмного модулю для розпізнавання людини за ходою.

✓ GaitRecognitionAppTest (ua.opnu.gait)	23 sec 952 ms
✓ testHistogramCalculation()	681 ms
✓ testFileVideoInput()	665 ms
✓ testRobinsonMask()	602 ms
✓ testVectorCalculation()	610 ms
✓ testInputDatabaseGEI()	517 ms
✓ testNoSuchGeiError()	514 ms
✓ testFileError()	701 ms
✓ testOpenCVInput()	658 ms
✓ testEditSubject()	687 ms
✓ testFeaturesReduction()	506 ms
✓ testIncorrectVideoFormat()	567 ms
✓ testNoSubjectError()	625 ms
✓ testGaitCameraAngle()	609 ms
✓ testNoInputVideo()	538 ms
✓ testBatchWork()	514 ms
✓ testClassificationFeature()	542 ms
✓ testDeleteSubject()	538 ms
✓ testNewInputVideo()	536 ms
✓ testFeatureObtaining()	596 ms
✓ testVideoCameraInput()	618 ms
✓ testROIExtraction()	545 ms
✓ testDatabaseError()	588 ms
✓ testRandomVector()	688 ms
✓ testMethod1()	631 ms
✓ testMethod2()	529 ms
✓ testMethod3()	588 ms
✓ testMethod4()	643 ms
✓ testHogCalculation()	624 ms
✓ testAddNewSubject()	652 ms
✓ testInputVideo()	645 ms
✓ testGaitCalculating()	608 ms
✓ testChangeParams()	697 ms
✓ testLoadConfiguration()	583 ms
✓ testROICalculation()	581 ms

Рисунок 4.7 – Результати модульного тестування програмного модулю

4.15 Висновки до четвертого розділу

В даному розділі дисертаційної роботи був розроблений програмний модуль розпізнавання людини за ходою. Програмний модуль може бути частиною надійної та ефективної системи біометричної ідентифікації, яка використовує ходу людини у якості біометричного ідентифікатора. Даний модуль може бути використаний в різних сферах, де потрібно виконувати процедури аутентифікації та контролю доступу. Він може бути інтегрований в існуючі системи відеоспостереження та використовуватися для забезпечення різних процесів, пов'язаних з безпекою та ідентифікацією.

В процесі програмної реалізації модулю була визначена мета, призначення та цільова аудиторія програмного модулю, а також визначені його основні функції.

Для визначення вхідної та вихідної інформації програмного модулю, була розроблена діаграма інформаційних потоків системи.

З метою формування функціональних вимог до програмного модулю були визначені актори системи, а також сформована діаграма прецедентів програмного модулю. Це дозволило визначити основні функціональні, а також нефункціональні вимоги до розробленого модулю.

Крім того, був визначений архетип програмного модулю, та надано логічне уявлення системи. Для визначення розгортання розробленого програмного забезпечення, була сформована діаграма розгортання, а також надана схема даних бази даних. Для визначення використаних технологій був наданий опис технологічного стеку програмного модулю.

Також була надана структура проекту програмного модулю, визначені та описані основні програмні пакети розробленого програмного забезпечення. Також було розглянуто питання використання метрик репозиторію програмного модулю та визначені основні програмні метрики розробленого програмного забезпечення.

З метою забезпечення якості розробленого програмного модулю було проведено функціональне та модульне тестування програмного забезпечення.

ВИСНОВКИ

Сукупність отриманих в дисертації результатів вирішує актуальну науково-технічну задачу підвищення точності розпізнавання людини за ходою за умов наявності різних коваріантів ходи шляхом розробки методів, робастних до впливу цих коваріантів.

На основі проведених досліджень отримані наукові результати, які складають істотний внесок у подальший розвиток систем біометричної ідентифікації, розпізнавання ходи та методів аналізу візуальних ознак силуету людини.

Проведено поглиблене дослідження найбільш значущих робіт, розроблених в останніх роках щодо розпізнавання ходи, висвітлюючи методи, засновані на візуальних ознаках. Проведене дослідження дозволило виявити основні проблеми та виклики, які стоять перед дослідниками в цій області. В процесі аналізу також були виявлені переваги систем, заснованих на ході, у порівнянні з іншими системами, що використовують загальнозживані біометричні характеристики. Проведений аналіз проблеми наявності коваріантів ходи, які суттєво впливають на ефективність методів розпізнавання ходи та практичну доцільність розробки систем біометричної ідентифікації на базі розпізнавання ходи. Детально розглянути коваріанти, які мають найбільший вплив на ефективність розпізнавання ходи та запропоновані методи, які є робастними до впливу даних коваріантів.

Для зниження часових витрат на розпізнавання людини за допомогою дескриптору ознак HoG був запропонований метод, що використовує популярний дескриптор ознак HoG та текстурні ознак Хараліка з дисперсією суми для зменшення кількості ознак HoG. Показано, що текстурні ознаки Харалків можуть бути використані разом з HoG для виділення найбільш характерних низьковимірних векторів ознак, здатних однозначно ідентифікувати людей. В результаті дослідження було визначено, що запропонований метод, в більшості випадків, є більш ефективним у порівнянні з методами-аналогами. Наприклад, на наборі даних CASIA A, запропонований метод показав середню точність розпізнавання 97.77%, що перевищує показники методів-аналогів. На наборі даних

CASIA B, метод показав найкращі показники точності майже для всіх кутів огляду камери (перевага над найближчим аналогом склала від 3.8% до 6.4% в залежності від куту огляду). Для набору даних CMU MoVo, запропонований метод показав 82.00% точності розпізнавання людини за ходою, що перевищує показник найближчого методу-аналогу на 5%.

Для розпізнавання людини за ходою за умов носіння різного одягу був запропонований метод розпізнавання людини за ходою на базі локального дескриптору LR2P. Запропонований метод використовує зображення енергії ходи та експлуатує локальні відмінні риси регіонів у GEI, що дозволяє покращити ефективність розпізнавання ходи.

Для підтвердження ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження на декількох наборах даних. Показник точності на наборі даних OU-ISIR B склав 86.22%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 4.30%. Середній показник точності для всіх 32 стилів одягу на наборі даних OU-ISIR B склав 91.78%, що свідчить про те, що запропонований метод може мінімізувати проблему варіацій одягу.

Для розпізнавання людини за ходою за умов фронтальної проєкції камери був запропонований метод розпізнавання, заснований на аналізі контуру зображення енергії ходи та складається з наступних кроків. Експериментальне дослідження на наборі даних CMU MoVo показало, що запропонований метод демонструє покращену на 6.41% точність розпізнавання ніж метод-аналог. Дослідження на наборі даних CASIA B для нульового кута огляду показало, що запропонований метод дозволив отримати показник точності у 99.70%, що перевищує точність найближчого методу-аналогу на 5.30%.

Для розпізнавання людини за ходою за умов різної швидкості ходи був запропонований метод розпізнавання, заснований на використанні просторової динаміки GEI та складається з наступних кроків.

Для підтвердження ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження на декількох наборах даних. Дослідження на наборі даних CASIA C показало, що запропонований метод має показник точності,

більший в діапазоні від 0.5% до 6.1%, в залежності від параметрів дослідження. Середня точність на наборі даних OU-ISIR A склала 98.69%, що перевищує показник точності найближчого методу-аналогу на 9.2%.

Розроблений програмний модуль розпізнавання людини за ходою. Програмний модуль може бути частиною надійної та ефективної системи біометричної ідентифікації, яка використовує ходу людини у якості біометричного ідентифікатору. Даний модуль може бути використаний в різних сферах, де потрібно виконувати процедури аутентифікації та контролю доступу. Він може бути інтегрований в існуючі системи відеоспостереження та використовуватися для забезпечення різних процесів, пов'язаних з безпекою та ідентифікацією. Визначені основні функціональні, а також нефункціональні вимоги до розробленого модулю. Сформована діаграма розгортання, а також надана схема даних бази даних. Для визначення використаних технологій був наданий опис технологічного стеку програмного модулю. Надана структура проєкту програмного модулю, визначені та описані основні програмні пакети розробленого програмного забезпечення. З метою забезпечення якості розробленого програмного модулю було проведено функціональне та модульне тестування програмного забезпечення.

Розроблені в дисертаційній роботі методи отримали впровадження у діяльності товариства з обмеженою відповідальністю «Добродія Фудз», приватного акціонерного товариства «Ветропак Гостомельский Склозавод», а також в навчальний процес Національного університету «Одеська політехніка».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bazarevsky, V. & Grishchenko, I. «Blazepose: On-device real-time body pose tracking», *CoRR*. 2020; Vol. 1 No. 1: 105 – 110.
2. Antoshchuk, S. G., Kondratyev, S. B., Shcherbakova, G. Yu., Hodovychenko, M.A. «Depth map generation for mobile navigation systems based on objects localization in images», *Herald of Advanced Information Technology*. 2022; Vol. 5 No. 1: 11–18.
3. Wang, K. “Nonstandard periodic gait energy image for gait recognition and data augmentation”, *Pattern Recognition and Computer Vision*. 2019; Vol. 1 No. 1: 197 – 208.
4. He, Y. “Multi-Task GANs for view-specific feature learning in gait recognition”, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2018; Vol. 14 No. 1: 102 – 113.
5. Nandakumar, K. & Jain, A. “Biometric template protection: Bridging the performance gap between theory and practice”, *IEEE Signal Processing Magazine*. 2015; Vol. 1 No. 1: 88 – 100.
6. Пуріш С.В., Яковенко Р.О., Годовиченко М.А., Задача вибору біометричних ознак в системах біометричної ідентифікації людини // Proceedings of the 13th International Scientific Conference of students and young researchers «Modern Information Technology», MIT 2023, Odesa, Ukraine. May 18-19, 2023. С. 11–13.
7. Arora, P. & Srivastava, S. “Gait based authentication using gait information image features”, *Pattern Recognition Letters*. 2015; Vol. 68 No. 2: 336 – 342.
8. Petrosiuk, D. V., Arsirii, O. O., Babilunha, O. Ju., Nikolenko, A. O. «Deep Learning Technology of Convolutional Neural Networks for Facial Expression Recognition», *Applied Aspects of Information Technology*. 2021; Vol. 4 No. 2: 192 – 201.
9. Sokolova, A. “Pose-based deep gait recognition”, *IET Biometrics*. 2019; Vol. 8 No. 2: 134 – 143.
10. Ross, A. & Chowdhury, A. “Deducing health cues from biometric data”, *Computer Vision and Image Understanding*. 2022; Vol. 221 No. 1: 1 – 10.

11. Zou, Q. "Deep learning-based gait recognition using smartphones in the Wild", *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2018; Vol. 15 No. 1: 3197 – 3212.
12. Alariki, A. «A review of finger-vein biometric recognition», *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*. 2018. Vol. 1 No. 1: 1 – 6.
13. Zhao, X. & Zhang, H. "Gait recognition method for arbitrary straight walking paths using appearance conversion machine", *Neurocomputing*. 2016; Vol. 173 No 3: 530 – 540.
14. Jia, M. "Attacking gait recognition systems via silhouette guided GANs", *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia*. 2019; Vol. 27 No. 1: 68 – 646.
15. Tan, D. "Efficient night gait recognition based on template matching", *International Conference on Pattern Recognition*. 2006; Vol. 18 No. 1: 221 – 230.
16. Wayman, J. «A generalized biometric identification system model», *Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. 1997; Vol. 1 No. 1: 291 – 295.
17. Tran, L. "Multi-model long short-term memory network for gait recognition using window-based data segment", *IEEE Access*. 2021; Vol. 9 No. 1: 23826 – 23839.
18. Potluri, S. "Deep learning based gait abnormality detection using wearable sensor system", *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. 2019; Vol. 41 No. 1: 25 – 33.
19. Sepas-Moghaddam, A. "Gait recognition using multi-scale partial representation transformation with capsules", *25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. 2020; Vol. 1 No. 1: 25 – 36.
20. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Моделі та методи машинного навчання для розпізнавання людської ходи // *Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference "Problematic questions of science and problems of development"*, Berlin, Germany. October 30 – November 01, 2023. С. 341–344.

21. Hodovychenko, M. A., Antoshchuk, S. G. & Kuvaieva, V. I. «Methodology for image retrieval based on binary space partitioning and perceptual image hashing», *Applied Aspects of Information Technology*. 2022; Vol. 5 No. 2: 136 – 146.
22. Babaei, M. “Person identification from partial gait cycle using fully convolutional neural network”, *Neurocomputing*. 2019; Vol. 338 No. 1: 116 – 125.
23. Пуріш С.В., Біометричні ідентифікатори в біометричних системах обмеження доступу // Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference “Modern research in science and education”, Chicago, USA. November 09-11, 2023. С. 311–315.
24. Taigman, Y. “DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014; Vol. 1 No. 1: 100 – 112.
25. Purish S.V., Lobachev M.V., Gait recognition methods in the task of biometric human identification // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 1. С. 13–25.
26. Han, J. “Individual recognition using gait energy image”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2005; Vol. 28 No. 2: 316 – 322.
27. Xu, C. “Cross-view gait recognition using pairwise spatial transformer networks”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2020; Vol. 31 No. 1: 260 – 274.
28. Yu, S. “Invariant feature extraction for gait recognition using only one uniform model”, *Neurocomputing*. 2017; Vol. 239 No. 1: 81 – 93.
29. Takemura, N. “On Input/Output architectures for convolutional neural network-based cross-view gait recognition”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2017; Vol. 29 No. 9: 2708 – 2719.
30. Hofmann, M. “The TUM gait from audio, image and depth (GAID) database: multimodal recognition of subjects and traits”, *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2014; Vol. 25 No. 1: 195 – 206.

31. Gross, R. “The CMU motion of body (MoBo) database”. – Available from: <https://www.cis.upenn.edu/~jshi/humanact/publication/gross01cmu.pdf>. [Accessed March 2022]
32. Wang, X. “Human gait recognition based on frame-by-frame gait energy images and convolutional long short-term memory”, *International Journal of Neural Systems*. 2020; Vol. 30 No. 1: 24 – 40.
33. Shiraga, K. & Yagi, Y. “GEINet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network”, *International Conference on Biometrics (ICB)*. 2016; Vol. 1 No. 1: 1 – 12.
34. Cosma, A. & Radoi, E. “Learning to Simplify Spatial-Temporal Graphs in Gait Analysis”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2310.03396>. [Accessed September 2023].
35. Singh, J.P., Jain, S., Arora, S. «A survey of behavioral biometric gait recognition: current success and future perspectives», *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2021; Vol. 28 No. 1: 107 – 148.
36. Rida, I. & Marcialis, G. “Human body part selection by group lasso of motion for model-free gait recognition”, *IEEE Signal Processing Letters*. 2015; Vol. 23 No. 1: 154 – 158.
37. Zou, Q. “Deep Learning-Based Gait Recognition Using Smartphones in the Wild”, *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2018; Vol. 15 No. 1: 3197 – 3212.
38. Sokolova, A. “Gait recognition based on convolutional neural networks”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2017; Vol. 1 No. 1: 207 – 212.
39. Sarkar, S. “The HumanID gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2005; Vol. 27 No. 2: 162 – 177.
40. Gupta, A. & Chellappa, R. “You Can Run but not Hide: Improving Gait Recognition with Intrinsic Occlusion Type Awareness”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2312.02290>. [Accessed September 2023].

41. Luo, Z. “Gait optical flow image decomposition for human recognition”, *IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*. 2016; Vol. 1 No. 1: 12 – 30.
42. Fernandes, C. “Artificial neural networks classification of patients with parkinsonism based on gait”, *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. 2018; Vol. 1 No. 1: 20 – 31.
43. Sharif, M., Mehmood, M. & Palash, U. “Human Gait Recognition using Deep Learning: A Comprehensive Review”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2309.10144>. [Accessed September 2023].
44. Ariyanto, G. “Model-based 3D gait biometrics”, *International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*. 2011; Vol. 1 No. 1: 105 – 113.
45. Yogarajah, P. & Prasad, G. “Enhancing gait based person identification using joint sparsity model and l1-norm minimization”, *Information Sciences*. 2015; Vol. 308 No.1: 3 – 22.
46. Deng, M. “Gait recognition under different clothing conditions via deterministic learning”, *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2018; Vol. 1 No. 1: 1 – 10.
47. Fan, C., Ma, J. “SkeletonGait: Gait Recognition Using Skeleton Maps”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2311.13444>. [Accessed September 2023].
48. Lopez-Fernandez, D. “The AVA Multi-View Dataset for Gait Recognition”, *Activity Monitoring by Multiple Distributed Sensing*. 2014; Vol. 1 No. 1: 26 – 39.
49. Wang, M. & Deng, W. «Deep face recognition: A survey», *Neurocomputing*. 2021; Vol. 429 No. 1: 215 – 244.
50. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, N. A., Kaiser, L. & Polosukhin, I. “Attention Is All You Need”, *NIPS'17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. 2017; Vol. 1 No. 1: 6000 – 6010.
51. Alharthi, A. “Explainable AI and Machine Learning Towards Human Gait Deterioration Analysis”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.07165>. [Accessed September 2023].

52. Ali, S. & Karabina, K. «Formal accuracy analysis of a biometric data transformation and its application to secure template generation», *17th International Conference on Security and Cryptography*. 2020; Vol.1 No1.: 485 – 496.
53. Durbet, A., Grollemund, P.-M., Lafourcade, P. & Thiry-Atighehchi, K. «Near-collisions and their impact on biometric security», In *Proceedings of the 19th International Conference on Security and Cryptography – SECRIPT*. 2022; Vol. 1 No. 1: 382 – 389.
54. Takemura, N. “Multi-view large population gait dataset and its performance evaluation for cross-view gait recognition”, *IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications*. 2018; Vol. 10 No. 1: 12 – 25.
55. BingZhang, H. “Robust cross-view gait recognition with evidence: a discriminant gait GAN (DiGGAN) approach”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/1811.10493>. [Accessed March 2022]
56. Zhu, H. “GaitRef: Gait Recognition with Refined Sequential Skeletons”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.04650>. [Accessed September 2023].
57. Luo, J. & Tjahjadi, T. “Multi-set canonical correlation analysis for 3d abnormal gait behaviour recognition based on virtual sample generation”, *IEEE Access*. 2020; Vol. 8 No. 1: 32485 – 32501.
58. Mehraj, H. “Feature vector extraction and optimisation for multimodal biometrics employing face, ear and gait utilising artificial neural networks”, *International Journal of Cloud Computing*. 2020; Vol. 9 No. 2: 131 – 149.
59. Cosma, A. & Radoi, E. “GaitMorph: Transforming Gait by Optimally Transporting Discrete Codes”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2307.14713>. [Accessed September 2023].
60. Li, C. & Tang, Z. “DeepGait: A learning deep convolutional representation for view-invariant gait recognition using joint bayesian”, *Applied Sciences*. 2017; Vol. 7 No. 3: 1 – 15.
61. Wu, Z. & Tan, T. “A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep CNNs”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2016; Vol. 39 No. 2: 209 – 226.

62. Chunyuan, Z. “Gait recognition using GEI and AFDEI”, *International Journal of Optics*. 2015; Vol. 2015 No. 1: 1 – 6.
63. Li, F., Liang, D. & Liu, J. “InvKA: Gait Recognition via Invertible Koopman Autoencoder”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2309.14764>. [Accessed September 2023].
64. Xu, Z. “Gait recognition based on capsule network”, *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2019; Vol. 59 No. 1: 159 – 167.
65. Zhao, A. “Associated spatio-temporal capsule network for gait recognition”, *IEEE Transactions on Multimedia*. 2021; Vol. 24 No.1: 846 – 860.
66. Rezapour, M. “Machine Learning Based Analytics for the Significance of Gait Analysis in Monitoring and Managing Lower Extremity Injuries”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2309.15990>. [Accessed September 2023].
67. Zhang, Z. “Gait recognition via disentangled representation learning”, *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2019; Vol. 1 No. 1: 4705 – 4714.
68. Wang, L. “HiH: A Multi-modal Hierarchy in Hierarchy Network for Unconstrained Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2311.11210>. [Accessed September 2023].
69. Xiong, D. “Continuous human gait tracking using sEMG signals”, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. 2020; Vol. 42 No. 1: 104 – 116.
70. Habib, G. & Barzilay, N. “Watch Where You Head: A View-biased Domain Gap in Gait Recognition and Unsupervised Adaptation”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2307.04866>. [Accessed September 2023].
71. Cuntoor, N. “Combining multiple evidences for gait recognition”, *International Conference on Multimedia and Expo*. 2003; Vol. 1 No. 1: 255 – 262.
72. Matovski, D. “The Effect of Time on the Performance of Gait Biometrics”, *IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*. 2010; Vol. 4 No. 1: 1 – 12.

73. Dou, H. “GaitMPL: Gait Recognition with Memory-Augmented Progressive Learning”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.04650>. [Accessed September 2023].
74. Iwashita, Y. “Identification of people walking along curved trajectories”, *Pattern Recognition Letters*. 2014; Vol. 48 No. 1: 60 – 69.
75. Santana, M. “A Novel Siamese-Based Approach for Scene Change Detection With Applications to Obstructed Routes in Hazardous Environments”, *IEEE Intelligent Systems*. 2020; Vol. 35 No. 1: 44 – 53.
76. Cao, Z., Simon, T., Wei, S. & Sheikh Y. “Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields”. *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017; 1 (1): 7291–7299.
77. Huang, X., & Wang, X. “Condition-Adaptive Graph Convolution Learning for Skeleton-Based Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2308.06707>. [Accessed September 2023].
78. Ekinici, M. “A New Attempt to Silhouette-Based Gait Recognition for Human Identification”. *Advances in Artificial Intelligence*. 2006; 4013 (1): 443–454.
79. Pranjit, D. & Sarat, S. “Gait Analysis and Recognition for Human Identification”. *International Journal of Electronics and Applied Research (IJEAR)*. 2014; 1 (1): 45–54.
80. Luo, J., Zhang, J., Zi, C., Niu, Y., Tian, H. & Xiu, C. “Gait Recognition Using GEI and AFDEI”. *International Journal of Optics*. 2015; 1 (1): 105–134.
81. Bakchy, S. C., Islam, R. Md., Mahmud R.M., Imran, F. “Human Gait Analysis using Gait Energy Image”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/2203.09549>. [Accessed September 2023].
82. Guo, Y. & Peng, C. “GADER: GAit DETection and Recognition in the Wild”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2307.14578>. [Accessed September 2023].
83. Sivapalan, S., Chen, D., Denman, S., Sridharan, S. & Fookes, C. “Histogram of Weighted Local Directions for Gait Recognition”. *2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. 2013; 1 (1): 105–122.

84. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Моделі та методи машинного навчання для розпізнавання людської ходи // Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference "Problematic questions of science and problems of development", Berlin, Germany. October 30 – November 01, 2023. С. 341–344.

85. Wattanapanich, C., Wei, H. & Xu, W. “Analysis of Histogram of Oriented Gradients on Gait Recognition”. *MedPRAI 2020: Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. 2021; 1322 (1): 86–97.

86. Ortells, J., Mollineda, R.A. & Mederos, B. “Gait recognition from corrupted silhouettes: a robust statistical approach”. *Machine Vision and Applications*. 2017; 28 (1): 15–33.

87. Guo, Y., Shah, A. “GaitContour: Efficient Gait Recognition based on a Contour-Pose Representation”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2311.16497>. [Accessed September 2023].

88. Cai, N., Feng, S., Gui, Q., Zhao, L., Pan, H., Yin, J. & Lin, B. “Hybrid silhouette-skeleton body representation for gait recognition”. In *13th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*. 2021; 1 (1): 216–220.

89. Dou, H., Zhang, P. & Li, X. “MetaGait: Learning to Learn an Omni Sample Adaptive Representation for Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.04650>. [Accessed September 2023].

90. Wang, L., Tan, T., Ning, H. & Hu, W. “Silhouette analysis-based gait recognition for human identification”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2003; 25 (12): 1505–1518.

91. Al Mehedi Hasan, Md., Al Abir, F., Al Siam, Md. & Shin, J. “Gait Recognition With Wearable Sensors Using Modified Residual Block-Based Lightweight CNN”. *IEEE Access*. 2022; 10 (1): 42577–42588.

92. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for gait-based person identification while wearing different outfit // *Electrotechnic and Computer Systems*, 2023, Tom 113, № 38. С. 6 – 16.

93. Saravanan, M., Babu, S. & Atluri, R. P. “Gait recognition for security and surveillance applications”. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*. 2020; 12 (5): 883–888.
94. Topham, L. K., Khan, W., Al-Jumeily, D. & Hussain, A. “Human Body Pose Estimation for Gait Identification: A Comprehensive Survey of Datasets and Models”. *ACM Computing Surveys*. 2022; 55 (6): 1–42.
95. Zheng, X., Li, X., Xu, K., Jiang, X. & Sun, T. “Gait Identification under Surveillance Environment based on Human Skeleton”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/2111.11720>. [Accessed September 2023].
96. Su, J., Zhao, Y. & Li, X. “Progressive Spatio-Temporal Feature Extraction Model For Gait Recognition”. *2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2021; 1 (1): 1004–1008.
97. Chen, S. He, W., Ren, J. & Jiang X. “Attention-Based Dual-Stream Vision Transformer for Radar Gait Recognition”. *ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2022; 1 (1): 3668–3672.
98. Chen, Y., Masilamani P. R., Jawade, B., Setlur, S. & Dantu, K. “DIOR: Dataset for Indoor-Outdoor Reidentification -- Long Range 3D/2D Skeleton Gait Collection Pipeline, Semi-Automated Gait Keypoint Labeling and Baseline Evaluation Methods”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/2309.12429>. [Accessed September 2023].
99. Mogan, J. N., Lee, P. C. & Lim, K. M. “Advances in Vision-Based Gait Recognition: From Handcrafted to Deep Learning”. *Sensors*. 2002; 22 (15): 5682–5704.
100. Apostolidis, K. D., Amanatidis, P. S. & Papakostas, G. A. “Performance Evaluation of Convolutional Neural Networks for Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/2101.10141>. [Accessed September 2023].
101. Luo, J., Zi, C., Zhang, J. & Liu, Y. “Gait recognition using GEI and curvelet”. *Guangdian Gongcheng/Opto-Electronic Engineering*. 2017; 44 (4): 400–404.
102. Kusakunniran, W. “Recognizing Gaits on Spatio-Temporal Feature Domain”. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*. 2014; 9 (9): 1416–1423.

103. Пуріш С.В., Методи розпізнавання ходи людини з фронтальної проєкції камери // Proceedings of the X International Scientific and Practical Conference "Trends and prospects for the development of modern education", Munich, Germany. November 20-22, 2023. С. 403–405.

104. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Методи ідентифікації людини за ходою за умов різної швидкості ходи // Наука і техніка сьогодні (Серія «Техніка»), 2023, Том 27, № 13. С. 784 – 795.

105. Cosma, A. & Radoi, E. “GaitFormer: Learning Gait Representations with Noisy Multi-Task Learning”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2310.19418>. [Accessed September 2023].

106. Minhas, S. & Sangeux, M. “The Functional Gait Deviation Index”. – Available from: <https://arxiv.org/abs/2310.06674>. [Accessed September 2023].

107. Lobachev M.V., Purish S.V., Machine learning models and methods for human gait recognition // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 3. С. 263–277.

108. Wang, J., & Hou, S. “Free Lunch for Gait Recognition: A Novel Relation Descriptor”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2308.11487>. [Accessed September 2023].

109. Пуріш С.В., Метод ідентифікації людини за ходою, інваріантний до одягу // Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference "Modern technologies of human development", Bordeaux, France. November 06-08, 2023. С. 326–329.

110. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for recognizing a person by gait while wearing different clothes // Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference “Innovative development of science, technology and education”, Vancouver, Canada. November 16-18, 2023. С. 128–131.

111. Catruna, A., & Cosma, A. “GaitPT: Skeletons Are All You Need For Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2308.10623>. [Accessed September 2023].

112. Cotton, R., & Peiffer, J. “Self-Supervised Learning of Gait-Based Biomarkers”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2307.16321>. [Accessed September 2023].
113. Park, J., Park, M. & Won, J. “Bidirectional GaitNet: A Bidirectional Prediction Model of Human Gait and Anatomical Conditions”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.04650>. [Accessed September 2023].
114. Dou, H., Zhang, P. & Li, X. “GaitGCI: Generative Counterfactual Intervention for Gait Recognition”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2306.04650>. [Accessed September 2023].
115. Ren, X., Hou, S. & Huang, Y. “Unsupervised Gait Recognition with Selective Fusion”. – Available from: <https://arxiv.org/pdf/2303.10772>. [Accessed September 2023].

ДОДАТОК А СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Purish S.V., Lobachev M.V., Gait recognition methods in the task of biometric human identification // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 1. С. 13–25. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/154/201>

2. Lobachev M.V., Purish S.V., Machine learning models and methods for human gait recognition // Herald of Advanced Information Technology, 2023, Том 6, № 3. С. 263–277. (Index Copernicus)

<https://hait.od.ua/index.php/journal/article/view/180/218>

3. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for gait-based person identification while wearing different outfit // Electrotechnic and Computer Systems, 2023, Том 113, № 38. С. 6 – 16. (Index Copernicus)

<https://eltecs.op.edu.ua/index.php/journal/issue/view/131>

4. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Методи ідентифікації людини за ходом за умов різної швидкості ходи // Наука і техніка сьогодні (Серія «Техніка»), 2023, Том 27, № 13. С. 784 – 795. (Index Copernicus)

<http://perspectives.pp.ua/index.php/nts/issue/view/192>

5. Пуріш С.В., Яковенко Р.О., Годовиченко М.А., Задача вибору біометричних ознак в системах біометричної ідентифікації людини // Proceedings of the 13th International Scientific Conference of students and young researchers «Modern Information Technology», MIT 2023, Odesa, Ukraine. May 18-19, 2023. С. 11–13.

<http://dspace.opu.ua/jspui/handle/123456789/14147>

6. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Системи біометричної ідентифікації на базі розпізнавання ходи // Proceedings of the 10th International scientific and practical conference “European Scientific Congress”, Madrid, Spain. October 29-31, 2023. С. 212–215.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/10/EUROPEAN-SCIENTIFIC-CONGRESS-29-31.10.23.pdf>

7. Лобачев М.В., Пуріш С.В., Моделі та методи машинного навчання для розпізнавання людської ходи // Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference "Problematic questions of science and problems of development", Berlin, Germany. October 30 – November 01, 2023. С. 341–344.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/PROBLEMATIC-QUESTIONS-OF-SCIENCE-AND-PROBLEMS-OF-DEVELOPMENT.pdf>

8. Пуріш С.В., Метод ідентифікації людини за ходою, інваріантний до одягу // Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference "Modern technologies of human development", Bordeaux, France. November 06-08, 2023. С. 326–329.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/Modern-technologies-of-human-development.pdf>

9. Пуріш С.В., Біометричні ідентифікатори в біометричних системах обмеження доступу // Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference "Modern research in science and education", Chicago, USA. November 09-11, 2023. С. 311–315.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/MODERN-RESEARCH-IN-SCIENCE-AND-EDUCATION-9-11.11.2023.pdf>

10. Purish S.V., Schöler T., Models and methods for recognizing a person by gait while wearing different clothes // Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference "Innovative development of science, technology and education", Vancouver, Canada. November 16-18, 2023. С. 128–131.

<https://sci-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/11/INNOVATIVE-DEVELOPMENT-OF-SCIENCE-TECHNOLOGY-AND-EDUCATION-16-18.11.23.pdf>

11. Пуріш С.В., Методи розпізнавання ходи людини з фронтальної проєкції камери // Proceedings of the X International Scientific and Practical Conference "Trends and prospects for the development of modern education", Munich, Germany. November 20-22, 2023. С. 403–405.

<https://eu-conf.com/wp-content/uploads/2023/10/TRENDS-AND-PROSPECTS-FOR-THE-DEVELOPMENT-OF-MODERN-EDUCATION.pdf>

ДОДАТОК Б АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ У ТОВ «ДОБРОДІЯ
ФУДЗ»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Директор ТОВ «Добродія Фудз»

Чурсін О.В.

1 грудня 2023 року



АКТ

впровадження результатів дисертаційного дослідження

Пуріша Сергія Володимировича на тему:

«Методи машинного навчання для розпізнавання людини за ходою»

Розроблені Пурішем С.В. методи розпізнавання людини за ходою були успішно впроваджені у якості програмного модуля системи відеоспостереження та системи обліку та врахування робочого часу співробітників підприємства.

Застосування програмного модулю, який здійснює ідентифікацію співробітників на території підприємства дозволило підвищити рівень безпеки підприємства за рахунок того, що система відеоспостереження надсилає попередження про людину на території підприємства з раніше невідомо, або не розпізнаною ходою, а використання більш швидких алгоритмів розпізнавання ходи дозволило використати більш дешеве апаратне забезпечення при розгортанні програмного модулю.

Впроваджений програмний модуль ідентифікації людей за ходою за умов наявності різних негативних факторів дозволив модифікувати внутрішню систему обліку робочого часу співробітників та додати функціонал ідентифікації співробітників, які часто не знаходяться на робочому місці. Це дозволило підвищити ефективність роботи співробітників підприємства.

Начальник відділу ІТ

07.12.2023 року

Д.А. Тіщенко

ДОДАТОК В АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ У ПАТ «ВЕТРОПАК ГОСТОМЕЛЬСКИЙ СКЛОЗАВОД»



Приватне акціонерне товариство «Ветропак Гостомельський Склозавод»
08290, Київська область, м. Ірпінь, смт. Гостомель, площа Рекунова, буд.2
Код ЄДРПОУ 00333888

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Голова правління

Прінко Павел Анатолій

«_15_» листопада 2023 року

АКТ

впровадження результатів дисертаційного дослідження

Пуріша Сергія Володимировича на тему:

«Методи машинного навчання для розпізнавання людини за ходою»

Розроблені Пурішем С.В. методи розпізнавання людини за ходою були успішно впроваджені у якості програмного модуля системи відеоспостереження та аналізу ефективності використання робочого часу співробітників.

В умовах великих територій виробництва відсутня технічна можливість встановлення систем спостереження яка здатна ідентифікувати обличчя. Таким чином застосування програмного модулю, який здійснює ідентифікацію співробітників, які переміщуються на території підприємства, за ходою дозволило не тільки підвищити рівень безпеки, але і зберегти кошти на розширення звичайної системи відеоспостереження..

Позитивний вплив, впроваджений програмний модуль ідентифікації людей за ходою, мав і на систему обліку робочого часу співробітників. Попередньо, аналіз ефективності переміщення співробітників на території підприємства був проблематичний, різні негативні фактори та технічні обмеження не дозволяли достовірно ідентифікувати співробітника. Впровадження модулю ідентифікації за ходою суттєво поліпшило ситуацію.

ПРИВАТНЕ
АКЦІОНЕРНЕ
ТОВАРИСТВО
«ВЕТРОПАК
ГОСТОМЕЛЬСКИЙ
СКЛОЗАВОД»
З повагою
Голова Правління
Прінко Павел Анатолій

**ДОДАТОК Г ДОВІДКА ПРО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ
ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ У НАВЧАЛЬНИЙ ПРОЦЕС НАЦІОНАЛЬНОГО
УНІВЕРСИТЕТУ «ОДЕСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**



ДОВІДКА

про використання результатів дисертаційної роботи

Пуріша Сергія Володимировича

представленої на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю

122 – Комп'ютерні науки

Надана довідка затверджує, що матеріали дисертаційного дослідження Пуріша С.В. «Методи машинного навчання для розпізнавання людини за ходою» використовується Національним університетом «Одеська Політехніка» при викладанні наступних дисциплін кафедрою Штучного інтелекту та аналізу даних:

- Загальні засади машинного навчання;
- Нейромережові технології;
- Побудова систем штучного інтелекту та аналізу даних.

Довідка дана у зв'язку із захистом дисертації.

Перший проректор, проректор з науково-педагогічної та виховної роботи



С.А. Нестеренко

Вик. Годовиченко М.А.
Тел. +380 68 261 99 23

ДОДАТОК Д ВИХІДНИЙ КОД ПРОГРАМНИХ ІНСТРУМЕНТАЛЬНИХ ЗАСОБІВ

```
import cv2
import numpy as np

def extract_silhouette(frame):
    # Тут має бути ваш код для виділення силуету людини
    # Наприклад, за допомогою порогової обробки або фонового
    віднімання
    return silhouette

def calculate_gei(video_path, num_frames_to_use):
    cap = cv2.VideoCapture(video_path)

    # Ініціалізація змінної для зберігання усередненого
    зображення
    avg_image = None
    count = 0

    while count < num_frames_to_use:
        ret, frame = cap.read()
        if not ret:
            break

        silhouette = extract_silhouette(frame)

        if avg_image is None:
            avg_image = np.float32(silhouette)
        else:
            cv2.accumulate(silhouette, avg_image)

        count += 1

    # Нормалізація GEI
    gei = cv2.convertScaleAbs(avg_image / count)
    cap.release()
    return gei

# Використання функції
```

```

gei_image = calculate_gei('path_to_your_video.mp4', 50)  #
Вкажіть шлях до вашого відео і кількість кадрів
cv2.imshow('GEI', gei_image)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()

def extract_silhouette(frame):
    # Перетворення кольорового зображення у відтінки сірого
    gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Порогова обробка для виділення силуету
    _, silhouette = cv2.threshold(gray, 120, 255,
cv2.THRESH_BINARY)

    # Опціонально: морфологічна обробка для покращення силуету
    kernel = np.ones((5,5), np.uint8)
    silhouette = cv2.erode(silhouette, kernel, iterations = 1)
    silhouette = cv2.dilate(silhouette, kernel, iterations = 2)

    return silhouette

import cv2
from skimage.feature import hog
import numpy as np

# Припускаємо, що ви вже маєте функцію calculate_gei, яка
повертає GEI

def get_gait_features(gei):
    # Обчислення HOG ознак для GEI
    hog_features, hog_image = hog(gei, orientations=9,
pixels_per_cell=(8, 8), cells_per_block=(2, 2), visualize=True,
multichannel=False)

    return hog_features

# Використання функцій
gei_image = calculate_gei('path_to_your_video.mp4', 50)  #
Вкажіть шлях до вашого відео і кількість кадрів
gait_features = get_gait_features(gei_image)

```

gait_features тепер містить вектор ознак для класифікації або подальшого аналізу

```
import cv2
from skimage.feature import hog
from skimage import exposure
import matplotlib.pyplot as plt

def get_hog_image(image):
    # Перетворення кольорового зображення в відтінки сірого
    gray_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

    # Обчислення HoG ознак та зображення
    hog_features, hog_image = hog(gray_image, orientations=9,
pixels_per_cell=(8, 8), cells_per_block=(2, 2), visualize=True,
block_norm='L2-Hys')

    # Покращення контрасту для візуалізації HoG
    hog_image_rescaled = exposure.rescale_intensity(hog_image,
in_range=(0, 10))

    return hog_image_rescaled

# Завантаження зображення
image = cv2.imread('path_to_your_image.jpg') # Вкажіть шлях до
вашого зображення

# Отримання HoG зображення
hog_image = get_hog_image(image)

# Відображення HoG зображення
plt.imshow(hog_image, cmap='gray')
plt.show()

import cv2
import numpy as np
from skimage.feature import greycomatrix, greycoprops

def calculate_haralick_features(image_path):
    # Завантаження зображення та перетворення його у відтінки
сірого
    image = cv2.imread(image_path)
```

```

gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

# Визначення параметрів для матриці GLCM
distances = [1]
angles = [0, np.pi/4, np.pi/2, 3*np.pi/4]

# Обчислення матриці GLCM
glcm = greycomatrix(gray, distances, angles, 256,
symmetric=True, normed=True)

# Обчислення текстурних ознак Хараліка
contrast = greycoprops(glcm, 'contrast')
dissimilarity = greycoprops(glcm, 'dissimilarity')
homogeneity = greycoprops(glcm, 'homogeneity')
energy = greycoprops(glcm, 'energy')
correlation = greycoprops(glcm, 'correlation')
asm = greycoprops(glcm, 'ASM')

features = {
    'contrast': contrast.mean(),
    'dissimilarity': dissimilarity.mean(),
    'homogeneity': homogeneity.mean(),
    'energy': energy.mean(),
    'correlation': correlation.mean(),
    'ASM': asm.mean()
}

return features

# Використання функції
path_to_image = 'path_to_your_image.jpg' # Вкажіть шлях до
вашого зображення
features = calculate_haralick_features(path_to_image)
print(features)

import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

def plot_histogram(image_path):
    # Завантаження зображення та перетворення його у відтінки
    сірого
    image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

```

```

# Підрахунок гістограми
histogram = cv2.calcHist([image], [0], None, [256], [0,
256])

# Відображення гістограми
plt.figure()
plt.title("Grayscale Histogram")
plt.xlabel("Intensity Value")
plt.ylabel("Pixel Count")
plt.xlim([0, 256])
plt.plot(histogram)
plt.show()

# Використання функції
path_to_image = 'path_to_your_image.jpg' # Вкажіть шлях до
вашого зображення
plot_histogram(path_to_image)

import psycopg2

def get_data_from_db(host, dbname, user, password, query):
    try:
        # З'єднання з базою даних
        conn = psycopg2.connect(
            host=host,
            dbname=dbname,
            user=user,
            password=password
        )

        # Створення курсору
        cursor = conn.cursor()

        # Виконання запиту
        cursor.execute(query)

        # Отримання результатів
        records = cursor.fetchall()

        # Закриття з'єднання
        cursor.close()

```

```

conn.close()

return records

except Exception as e:
    print(f"An error occurred: {e}")
    return None

# Параметри для з'єднання з базою даних
host = "your_host"
dbname = "your_dbname"
user = "your_user"
password = "your_password"

# SQL запит
query = "SELECT * FROM your_table;"

# Отримання даних
data = get_data_from_db(host, dbname, user, password, query)
print(data)

import torch
import torch.nn as nn
import torchvision.transforms as transforms
from torch.utils.data import DataLoader, Dataset

class GaitDataset(Dataset):
    def __init__(self, data, labels):
        self.data = data
        self.labels = labels
        self.transform = transforms.Compose([
            transforms.Resize((64, 64)), # Змінити розмір
            transforms.ToTensor(),        # Перетворити в
        ])

    def __len__(self):
        return len(self.data)

    def __getitem__(self, idx):
        image = self.data[idx]

```

```

        label = self.labels[idx]
        if self.transform:
            image = self.transform(image)
        return image, label

# Модель для класифікації ходи
class GaitClassifier(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes):
        super(GaitClassifier, self).__init__()
        # Створення моделі (припустимо, конволюційної нейронної
мережі)
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 16, 3, stride=2, padding=1)
        self.relu = nn.ReLU()
        self.flatten = nn.Flatten()
        self.fc1 = nn.Linear(16 * 32 * 32, 128)
        self.fc2 = nn.Linear(128, num_classes)

    def forward(self, x):
        x = self.conv1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.flatten(x)
        x = self.fc1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.fc2(x)
        return x

# Параметри
num_classes = 10 # Припустимо, у вас є 10 класів ходи
learning_rate = 0.001
batch_size = 32
num_epochs = 10

# train_data, train_labels = ...
# test_data, test_labels = ...
# train_dataset = GaitDataset(train_data, train_labels)
# test_dataset = GaitDataset(test_data, test_labels)

# train_loader = DataLoader(dataset=train_dataset,
batch_size=batch_size, shuffle=True)
# test_loader = DataLoader(dataset=test_dataset,
batch_size=batch_size, shuffle=False)

```

```

# Ініціалізація моделі та оптимізатора
model = GaitClassifier(num_classes)
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(),
lr=learning_rate)

# Тренування моделі
for epoch in range(num_epochs):
    for images, labels in train_loader:
        # Forward pass
        outputs = model(images)
        loss = nn.CrossEntropyLoss()(outputs, labels)

        # Backward та оптимізація
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()

    print(f'Epoch [{epoch+1}/{num_epochs}], Loss:
{loss.item():.4f}')

# Тестування моделі
# model.eval()
# with torch.no_grad():
#     correct = 0
#     total = 0
#     for images, labels in test_loader:
#         outputs = model(images)
#         _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
#         total += labels.size(0)
#         correct += (predicted == labels).sum().item()

#     print(f'Accuracy of the model on test images: {100 *
correct / total}%')

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models

class GaitDataset(tf.data.Dataset):
    def _generator(data, labels):
        for image, label in zip(data, labels):
            yield image, label

```

```

def __new__(cls, data, labels):
    return tf.data.Dataset.from_generator(
        cls._generator,
        output_signature=(
            tf.TensorSpec(shape=(64, 64, 3),
dtype=tf.float32),
            tf.TensorSpec(shape=(), dtype=tf.int32)
        ),
        args=(data, labels)
    )

def GaitClassifier(num_classes):
    model = models.Sequential([
        layers.Conv2D(16, (3, 3), strides=(2, 2),
padding='same', input_shape=(64, 64, 3)),
        layers.ReLU(),
        layers.Flatten(),
        layers.Dense(128, activation='relu'),
        layers.Dense(num_classes)
    ])
    return model

# Параметри
num_classes = 10 # Припустимо, у вас є 10 класів ходи
learning_rate = 0.001
batch_size = 32
num_epochs = 10

# Завантажте ваш набір даних
# train_data, train_labels = ...
# test_data, test_labels = ...

# Створення об'єктів tf.data.Dataset
# train_dataset = GaitDataset(train_data,
train_labels).batch(batch_size)
# test_dataset = GaitDataset(test_data,
test_labels).batch(batch_size)

# Ініціалізація моделі
model = GaitClassifier(num_classes)
model.compile(optimizer=tf.optimizers.Adam(learning_rate),

```

```

loss=tf.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
        metrics=['accuracy'])

# Тренування моделі
# model.fit(train_dataset, epochs=num_epochs)

# Тестування моделі
# test_loss, test_acc = model.evaluate(test_dataset)
# print(f'Test accuracy: {test_acc}')
```



```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models
import os
import cv2
import numpy as np

def load_casia_a_dataset(directory):
    images, labels = [], []
    for label_folder in os.listdir(directory):
        label_folder_path = os.path.join(directory,
label_folder)
        if os.path.isdir(label_folder_path):
            for image_file in
os.listdir(label_folder_path):
                image_path =
os.path.join(label_folder_path, image_file)
                image = cv2.imread(image_path,
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
                image = cv2.resize(image, (64, 64)) #
Припускаємо, що ви хочете розмір 64x64
                images.append(image)
                labels.append(int(label_folder)) #
Припускаємо, що назва папки - це мітка класу

    images = np.array(images) / 255.0 # Нормалізація
    images = np.expand_dims(images, axis=-1) # Додавання
каналу
    labels = np.array(labels)
    return images, labels

def create_model(num_classes):
```

```

        model = models.Sequential([
            layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
input_shape=(64, 64, 1)),
            layers.MaxPooling2D((2, 2)),
            layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
            layers.MaxPooling2D((2, 2)),
            layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
            layers.Flatten(),
            layers.Dense(64, activation='relu'),
            layers.Dense(num_classes, activation='softmax')
        ])
    return model

# Завантаження даних
dataset_directory = 'path_to_casia_a_dataset'
images, labels = load_casia_a_dataset(dataset_directory)

# Розділення даних на тренувальні та тестові набори
train_images, test_images = images[:int(len(images)*0.8)],
images[int(len(images)*0.8):]
train_labels, test_labels = labels[:int(len(labels)*0.8)],
labels[int(len(labels)*0.8):]

# Створення та компіляція моделі
num_classes = len(np.unique(labels))
model = create_model(num_classes)
model.compile(optimizer='adam',
loss='sparse_categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Тренування моделі
model.fit(train_images, train_labels, epochs=10,
validation_data=(test_images, test_labels))

# Оцінка моделі
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images,
test_labels)
print(f'Test accuracy: {test_acc}')
```

```

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import SimpleRNN, Dense
```

```

# Припустимо, ми маємо набір даних з вхідними даними та
мітками
# X_train, y_train = ... (ваш тренувальний набір даних)
# X_test, y_test = ... (ваш тестовий набір даних)

# Параметри нейронної мережі
input_shape = (X_train.shape[1], X_train.shape[2]) #
Наприклад, (timesteps, features)
num_classes = len(set(y_train)) # Кількість класів для
класифікації

# Створення моделі RNN
model = Sequential([
    SimpleRNN(50, input_shape=input_shape,
activation='relu'),
    Dense(num_classes, activation='softmax')
])

# Компіляція моделі
model.compile(loss='sparse_categorical_crossentropy',
optimizer='adam', metrics=['accuracy'])

# Тренування моделі
model.fit(X_train, y_train, epochs=10,
validation_data=(X_test, y_test))

# Оцінка моделі
test_loss, test_accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f"Test accuracy: {test_accuracy}")

```