

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
УМАНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ САДІВНИЦТВА
Факультет економіки і підприємництва

Кафедра інформаційних технологій

Допущено до захисту
" _____ " _____ 2023 р.

Зав. кафедри, к.т.н., доцент

_____ Ліщук Р.І.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
БАКАЛАВРА

РОЗПІЗНАВАННЯ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ ДАНИХ З
ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕНЬ

Виконав – студент 4 курсу, групи 41-кн
освітньої програми "Комп'ютерні науки"
спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Галаган Михайло Михайлович

Науковий керівник – к.т.н., доцент

Ліщук Роман Ігорович

Умань – 2023

Зміст

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД РІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ	5
1.1. Аналіз методів біометричної ідентифікації.....	5
1.2. Підходи до методу розпізнавання ходи.....	8
1.3. Постановка задачі дослідження.....	13
РОЗДІЛ 2 ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИСТЕМАХ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ	14
2.1. Розрахунок методом найближчого сусіда	14
2.2. Обробка зображення за допомогою вейвлета Габора	16
2.3. Автоматизовані системи відеоспостереження у задачах розпізнавання аномальної поведінки	18
РОЗДІЛ 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДСИСТЕМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ.....	28
3.1. Техніка розпізнавання ходи на основі відеоданих	29
3.2. Перетворення послідовності силуетів у просторово-часову область	30
3.3. Реалізація методу розпізнавання ходи.....	34
ВИСНОВКИ.....	37
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ.....	39
ДОДАТКИ.....	43

ВСТУП

Актуальність роботи. Системи відеоспостереження, що використовують штучний інтелект, на сьогоднішній день активно розвиваються та з успіхом починають застосовуватись на масштабному рівні. Покращується як наукова база штучних нейронних мереж, так і обчислювальні потужності технічного обладнання. Результати даного дослідження пропонують новий погляд на використання системи відеоспостереження з комп'ютерним зором, а саме, для підвищення фізичного рівня захисту інформації.

Мета і завдання дослідження. Дослідити особливості та перспективи використання систем відеоспостереження з використанням комп'ютерного зору для підвищення рівня фізичного захисту інформації в межах захищеного периметра шляхом організації спостереження за переміщеннями осіб.

Об'єкт дослідження. Системи відеоспостереження та аналіз процесу ходи.

Предмет дослідження. Методи штучного інтелекту в реалізації обробки даних, одержаних від систем відеоспостереження та реєстрації інцидентів, в завданнях кібербезпеки.

Задачі дослідження:

- 1) Дослідження здобутків в області комп'ютерного зору та огляд існуючих методів рішення.
- 2) Аналіз алгоритмів та підходів дослідження процесу ходи.
- 3) Визначення особливостей використання систем розпізнавання образів у камерах відеоспостереження в задачах інформаційної безпеки.
- 4) Аналіз можливості використання камер відеоспостереження, що базуються на штучному інтелекті, у доповненні з іншими організаційно-технічними методами забезпечення захисту інформації.
- 5) Побудова архітектури системи розпізнавання образів.
- 6) Реалізація програмних модулів для функціонування інтелектуальних методів аналізу зображень в складі системи відеоспостереження.

Наукова новизна одержаних результатів. Результати роботи пропонують альтернативний спосіб використання камер відеоспостереження, що базуються на штучному інтелекті та вейвлеті Габора, як доповнюючому способі контролю персоналу для підвищення рівня захисту ІС.

Практичне значення одержаних результатів. З розвитком області штучного інтелекту та контекстного аналізу зображень, результати даної роботи можуть бути використані у подальших дослідженнях по впровадженню більш складних систем, наприклад в аналізі підозрілої поведінки.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД РІШЕННЯ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Аналіз методів біометричної ідентифікації

В останні роки біометричні технології стали важливою частиною ринку безпеки та охорони життя. За даними J'son & Partners Consulting, світовий ринок біометричних систем досягнув понад 17 мільярдів доларів наприкінці 2017 року.

Найпоширенішими методами біометричної ідентифікації є розпізнавання людини за обличчям, голосом, ходою, відбитками пальців, райдужкою. Особливу роль у цьому відіграє метод віддаленої ідентифікації, заснований на використанні систем машинного зору. Віддалений спосіб має наступні переваги:

- метод безконтактний, особа не виконує спеціальних дій для ідентифікації;
- ідентифікація непомітна для об'єкта спостереження.

Часто використовуваним методом дистанційного зондування є розпізнавання обличчя. Однак розпізнавання на основі зображень обличчя добре працює лише на фронтальних та близьких зображеннях. Більш точними є методи, засновані на просторовій моделі, яка побудована або шляхом проектування сітки, або з зображень, отриманих з декількох камер. Однак тривимірний підхід є складнішим для реалізації.

Розпізнавання обличчя також має недолік, оскільки його досить важко здійснити в нічний час.

Тому в більшості випадків доцільно використовувати ідентифікацію ходи. Хо́да кожної людини має унікальні характеристики: довжина кроку, характер постави, коливання рівня голови, швидкість, кути, утворені кінцівками тощо.

Під біометричною системою розуміється автоматизована система, здатна знімати з сенсорів дані про користувача, обробляти отримані дані, добувати дані ознак з оброблених даних, порівнювати добуті ознаки з даними одного або більше біометричних шаблонів, визначати ступінь їх збігу та відображати успішність верифікації або ідентифікації особистості.

У загальному випадку системи біометричної ідентифікації працюють за наступним принципом. Усі системи спочатку працюють у режимі реєстрації, тобто спочатку система повинна отримати та зберегти певний біометричний ідентифікатор, за допомогою якого надалі буде здійснюватися ідентифікація користувача. Після отримання біометричного ідентифікатора система перетворює його за допомогою відповідних засобів в електронний вигляд – реєстрація.

У системі зберігається так званий шаблон ідентифікатора, який являє собою одну або декілька цифрових послідовностей, які були отримані під час оброблення біометричного ідентифікатора. Тобто, біометричний ідентифікатор, який надав користувач через спеціальний пристрій-реєстратор перетворюється в електронний вид, який потім проходить декілька стадій оброблення за різними алгоритмами, внаслідок чого отримується шаблон, за допомогою якого потім здійснюється безпосередньо процедура ідентифікації користувача.

Після того, як процес реєстрації здійснено, система здатна проводити процес ідентифікації, тобто встановлення відповідності особи та визначення її прав на виконання тих чи інших дій.

В даний час існує чотири основні методи розпізнавання особи, які розрізняються складністю реалізації та метою застосування [7]:

- метод автоматичної обробки зображення особи;
- «eigenfaces» (нім. «власне обличчя»);
- аналіз відмінних рис;
- аналіз на основі нейронних мереж.

Метод автоматичної обробки зображення обличчя - найбільш проста технологія, що аналізує відстані і відношення відстаней між легко визначеними точками обличчя. Особливо важливі характерні частини обличчя, а також ті, які практично не змінюються з плином часу: очі, вилиці, кінець носа, куточки рота. Хоча даний метод не дуже потужний, він може бути досить ефективно використаний в умовах слабкої освітленості.

Технологія «eigenfaces» використовує представлення зображення обличчя в градаціях сірого у вигляді статистично обґрунтованих, стандартних блоків даних (областей обличчя). Даний метод заснований на тому, що всі обличчя можуть бути отримані з репрезентативної вибірки облич з використанням сучасних статистичних прийомів. Вони охоплюють пікселі зображення обличчя і універсально представляють форми обличчя (двомірні зображення-шаблони). Комбінуючи 100-120 різних шаблонів, можна представити велику кількість облич.

При реєстрації вигляд кожної конкретної людини представляється рядом коефіцієнтів, що вказують найбільш відповідні шаблони. Для режиму встановлення автентичності, коли проводиться перевірка ідентичності, біометричний образ користувача обробляється і порівнюється з раніше зареєстрованим набором коефіцієнтів, з метою визначення коефіцієнта відмінності. Ступінь відмінності між шаблонами і визначає факт ідентифікації.

Технологія «eigenface» оптимальна в добре освітлених приміщеннях, при можливості сканування особи в фас. Метод використовується в якості основи для інших методів розпізнавання особи.

Методика аналізу відмінних рис подібна методиці «eigenface», але в більшій мірі адаптована до зміни зовнішності або міміки людини. У технології аналізу відмінних рис використовуються не тільки характерні особливості областей обличчя, а й враховано їх відносне положення. Тобто ідентичність обличчя визначається не тільки характерними елементами, але і способом їх геометричного об'єднання.

Індивідуальна комбінація цих параметрів визначає особливості кожного конкретного обличчя. У методі, заснованому на нейронних мережах, характерні особливості зареєстрованого і перевіряемого обличчя порівнюються на співпадіння. Нейронні мережі встановлюють відповідність унікальних властивостей людини, а потім за допомогою відповідних вагових коефіцієнтів кожної характеристики визначається ступінь загальної відповідності обличчя до еталону. Метод має високу якість ідентифікації в складних умовах.

Для порівняння з графічними зображеннями-шаблонами застосовуються два основних алгоритми: мінімальної середньої кореляційної енергії (MACE) [6] і локальні бінарні шаблони (LBP) [9].

Локальні бінарні шаблони (LBP) використовують обробку пікселя цифрового зображення. Алгоритм LBP популярний для розпізнавання графічного зображення в цілому, а останнім часом застосовується і для розпізнавання облич. Непараметричне ядро LBP аналізує піксельну структуру зображень. Воно є інваріантним до монотонних сіро-масштабних перетворень, тобто менш чутливе до освітленості, що вельми важливо.

1.2. Підходи до методу розпізнавання ходи

Розпізнавання ходи має додаткові переваги:

- висока якість розпізнавання при перпендикулярному напрямку руху людини щодо камери;
- можливість застосування на великих відстанях без використання камер високої роздільної здатності;
- можливість ідентифікації в темряві;
- складність маскування;
- можливість видалення необхідних даних протягом усього часу, коли людина рухається в полі зору камери.

Сучасні системи розпізнавання ходи поєднують комп'ютерну модель будівлі або керованого об'єкта з каналами з камер відеоспостереження. За наявності бази, що містить характеристики або підписи ходи, система дозволяє відстежувати та складати графік людей, які рухаються навколо контрольованого об'єкта.

Такі системи дають змогу ідентифікувати підозрюваних за способом їх руху. Ці системи особливо корисні для управління підвищеним безпековим середовищем, таким як банки, стоянки, залізничні вокзали та аеропорти.

Високий ефект досягається при поєднанні в системі безпеки декількох методів розпізнавання: ходою, образом людини та емоціями.

Аналіз ходьби використовується в спортивній біомеханіці для поліпшення спортивних результатів, а також для виявлення рухів, які можуть призвести до травм. У медицині аналіз ходи використовується для виявлення ранніх форм певних захворювань опорно-рухового апарату.

Незважаючи на інтерес дослідників до проблеми, існуючі методи розпізнавання або вимагають складних моделей для опису ходи, або не мають достатньої точності. У цій роботі представлений новий метод розпізнавання, заснований на перетворенні кадрів із відеопослідовності в просторово-часову область та вилученні ознак із отриманого зображення, що дозволяє ідентифікувати особу. Метод може використовувати існуючий математичний та програмний апарат для роботи з двовимірними графічними зображеннями і показує високу точність при малих обчислювальних ресурсах.

Попереднім кроком у процесі ідентифікації є виявлення рухомого об'єкта та віднімання фону із зображення. Для виділення характерних ознак існує два основних підходи: модельний та безмодельний.

Модельний підхід використовує набір статичних та динамічних параметрів тіла при відстеженні руху таких частин тіла, як руки, ноги, стегна, гомілки. Злиття форми та руху для вилучення ознак було запропоновано в [1]. Зенг [2] запропонував метод розпізнавання з використанням детермінованого навчання. Ю і Ніксон [3] розробили систему, в якій рух ходи представлявся як послідовність плоских фігур палиці. На основі точок тіла, еліптичний дескриптор Фур'є був запропонований Бухрікою [4]. Тривимірна реконструкція руху навколо центрів суглобів використана в [5].

Перевагою модельного підходу є незмінність щодо кута та масштабу зображення. Однак для досягнення прийнятної точності розпізнавання потрібне високоякісне відео. Іншим недоліком модельного підходу є відносно великий обсяг обчислень.

Безмодельний підхід використовує або форму рухомого силуету як вихідну інформацію, або розглядає рух людини в цілому. Базовий алгоритм, запропонований у [6], складається з декількох етапів. Спочатку навколо фігури

в рамці будується обмежуючий прямокутник, з якого виділяється силует. Період ходи обчислюється з отриманої послідовності силуетів, що дозволяє розбити послідовність на фази та оцінити просторово-часову кореляцію. Для оцінки різниці між двома ходами використовується функція подібності.

Схема розглянута в [8]. Статистичний аналіз форми для ідентифікації людини був розроблений в [9, 10].

Деякі автори використовують приховану модель Маркова (НММ) як математичну модель процесу ходьби. Дискретна SMM була застосована в [11]. У роботі [12] НММ використовується разом із підсилюючим методом для вилучення найбільш інформативних ознак, що характеризують індивідуальну ходу. Метод підсилення використовує комбінацію декількох слабких класифікаторів, щоб отримати більш сильний. Також використовуються багат шарові НММ, зокрема факторіальні та паралельні [13]. Особливістю моделей, що використовують НММ, є відсутність чітко визначених станів людини, що рухається, що тягне за собою неоднозначність у виборі кількості станів.

Зазвичай зменшення розмірності простору ознак виконується за допомогою методу основної складової або лінійного дискримінантного аналізу.

Деякі автори використовують обчислювальні методи топології для представлення ходи. У [14, 15] тривимірне цифрове зображення будується з двовимірних послідовних силуетів відеопослідовності шляхом склеювання. Центри ваги силуетів при склеюванні поєднуються. Після цього будуються граничні симпліціальні комплекси, пов'язані з тривимірним зображенням. Автори визначають вісім напрямків для отримання восьми відфільтрованих симпліціальних комплексів. Для кожного фільтра обчислюються безперервні штрих-коди. На основі штрих-кодів розраховується ступінь подібності між двома сканами ходи. Методи тріангуляції просторових форм підтримуються існуючим програмним забезпеченням, проте кількість необхідних трикутників дуже велика, і, відповідно, обчислювальний аналіз з топологічним підходом відбувається досить повільно.

Попереднім кроком у процесі ідентифікації є виявлення рухомого об'єкта та віднімання фону із зображення. Для виділення характерних ознак існує два основних підходи: модельний та безмодельний.

Модельний підхід використовує набір статичних та динамічних параметрів тіла при відстеженні руху таких частин тіла, як руки, ноги, стегна, гомілки. Злиття форми та руху для вилучення ознак було запропоновано в [1]. Зенг [2] запропонував метод розпізнавання з використанням детермінованого навчання. Ю і Ніксон [3] розробили систему, в якій рух ходи був представлений як послідовність плоских фігур. На основі точок тіла, еліптичний дескриптор Фур'є був запропонований Бухрікою [4]. Тривимірна реконструкція руху навколо центрів суглобів використана в [5].

Перевагою модельного підходу є незмінність щодо кута та масштабу зображення. Однак для досягнення прийнятної точності розпізнавання потрібне високоякісне відео. Ще одним недоліком модельного підходу є відносно великий обсяг обчислень.

Безмодельний підхід використовує або форму рухомого силуету як вихідну інформацію, або розглядає рух людини в цілому. Базовий алгоритм, запропонований у [6], складається з декількох етапів. Спочатку навколо фігури в рамці будується обмежуючий прямокутник, з якого виділяється силует. Період ходи обчислюється на основі отриманої послідовності силуетів, що дозволяє розбити послідовність на фази та оцінити просторово-часову кореляцію. Для оцінки різниці між двома ходами використовується функція подібності.

Підхід до розпізнавання ходи, заснований на енергетичному зображенні ходи (GEI), був запропонований у [7]. Інший варіант CEI, заснований на багатоканальній схемі кодування, розглядається в [8]. Статистичний аналіз форми для ідентифікації людини був розроблений в [9, 10].

Деякі автори використовують приховану модель Маркова (НММ) як математичну модель процесу ходьби. Дискретна SMM була застосована в [11]. У роботі [12] НММ використовується разом із підсилюючим методом для

вилучення найбільш інформативних ознак, що характеризують індивідуальну ходу. Метод підсилення використовує комбінацію декількох слабких класифікаторів, щоб отримати більш сильний класифікатор. Також використовуються багат шарові НММ, зокрема факторіальні та паралельні [13]. Особливістю моделей, що використовують НММ, є відсутність чітко визначених станів людини, що рухається, і це тягне за собою неоднозначність у виборі кількості станів.

Зазвичай зменшення розмірності простору ознак виконується за допомогою методу основної складової або лінійного дискримінантного аналізу.

Деякі автори використовують обчислювальні методи топології для представлення ходи. У [14, 15] тривимірне цифрове зображення будується з двовимірних послідовних силуетів відеопослідовності шляхом склеювання. Центри ваги силуетів при склеюванні поєднуються. Після цього будуються граничні симпліціальні комплекси, пов'язані з тривимірним зображенням. Автори визначають вісім напрямків для отримання восьми відфільтрованих симпліціальних комплексів. Для кожного фільтра обчислюються безперервні штрих-коди. На основі штрих-кодів розраховується ступінь подібності між двома сканами ходи. Методи тріангуляції просторових форм підтримуються існуючим програмним забезпеченням, однак кількість необхідних трикутників дуже велика, і, відповідно, обчислювальний аналіз з топологічним підходом відбувається досить повільно.

Серед останніх робіт варто відзначити статті, що використовують згорткові нейронні мережі (CNN) [16, 17]. Найчастіше CNN використовуються в моделях на основі датчиків.

Аналіз літературних джерел показує, що при ідентифікації людини за відеоданими хода людини відіграє значну роль. У той же час існуючі методи розпізнавання людини за ходою або не мають достатньої точності, або вимагають використання складних моделей та великої кількості обчислень.

Для покращення дискримінаційних властивостей розпізнавальних знаків та підвищення точності розрахунку вирішено використовувати двовимірні

вейвлети Габора. Двовимірний підхід дозволяє врахувати мінливість яскравості зображення в декількох напрямках, що дозволяє найбільш повно описати природу зображення в локальному околі точок просторово-часової області.

1.3. Постановка задачі дослідження

Попереднім кроком у процесі ідентифікації є виявлення рухомого об'єкта та віднімання фону із зображення. Для виділення характерних ознак існує два основних підходи: модельний та безмодельний.

Метою цього дослідження є розробка методу ідентифікації людини на основі двовимірної вейвлет-технології.

Для досягнення цієї мети було вирішено такі завдання:

- розробити метод перетворення послідовності кадрів відеопослідовності, що представляє ходу людини, у просторово- часову область;
- сформувати базовий набір вейвлетів і виділити масив ознак розпізнавання, що характеризують певний тип ходи;
- дослідити можливості алгоритму DeepSort у процесі розпізнавання ходи.
- вибрати найбільш ефективну міру близькості двох ход у просторі ознак;
- розробити комп'ютерну програму для ідентифікації ходи;
- виконати тестування програми на зразках з бази даних ходи CASIA.

РОЗДІЛ 2 ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИСТЕМАХ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

2.1. Розрахунок методом найближчого сусіда

У багатьох прикладних задачах вимірювати ступінь подібності об'єктів істотно простіше, ніж формувати ознакові описи. Наприклад, такі складні об'єкти, як фотографії осіб, підписи, часові ряди або первинні структури білків природніше порівнювати безпосередньо один з одним шляхом деякого «накладення з вирівнюванням», ніж винаходити якісь ознаки і порівнювати ознакові описи. Якщо міра подібності об'єктів введена досить вдало, то, як правило, виявляється, що схожим об'єктів дуже часто відповідають схожі відповіді. В задачах класифікації це означає, що класи утворюють компактно локалізовані підмножини. Це припущення прийнято називати гіпотезою компактності 1. Для формалізації поняття «подібності» вводиться функція відстані в просторі об'єктів J . Методи навчання, засновані на аналізі подібності об'єктів, будемо називати метричними, навіть якщо функція відстані не задовольняє всім аксіомам метрики (зокрема, аксіомі трикутника) [11].

Алгоритм найближчого сусіда – один з перших і найбільш простих евристичних методів розв'язування задачі комівояжера. Відноситься до категорії жадібних алгоритмів. За кожен крок його виконання до знайденої частини маршруту додається нове ребро. Алгоритм припиняє роботу, коли розв'язок знайдено і не намагається його покращити.

Алгоритм найближчого сусіда (nearest neighbor, NN) відносить класифікується об'єкт $u \in X^l$ до того класу, якому належить найближчий навчальний об'єкт:

$$w(i, u) = [i = 1]; \quad a(u, X^l) = y_u^{(-1)}$$

Існують випадки, коли об'єкт класифікації знаходиться на прямій та на площині, відповідно. Цей алгоритм є, по всій видимості, найпростішим класифікатором. Навчання NN зводиться до запам'ятовування вибірки X^l .

Єдине перевага цього алгоритму - простота реалізації. Недоліків набагато більше:

- Нестійкість до похибок. Якщо серед навчальних об'єктів є викид - об'єкт, що знаходиться в оточенні об'єктів чужого класу, то не тільки він сам буде класифікований невірно, але і ті навколишні його об'єкти, для яких він виявиться найближчим.

- Відсутність параметрів, які можна було б налаштовувати по вибірці. Алгоритм повністю залежить від того, наскільки вдало обрана метрика.

- В результаті - низька якість класифікації [1].

$$w(i, u) = [i \leq k];$$

$$a(u; X^l, k) = \underset{i}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^k [y_u^{(i)} = y]$$

Алгоритм найближчих сусідів (k nearest neighbors, kNN) [1]. Щоб згладити вплив викидів, будемо відносити об'єкт u до того класу, елементів якого виявиться більше серед k найближчих сусідів $x_u^{(i)}, i = 1, \dots, k$:

При $k = 1$ цей алгоритм збігається з попереднім, отже, нестійкий до шуму.

При $k = l$, навпаки, він надмірно стійкий і вироджується в константу.

На практиці оптимальне значення параметра k визначають за критерієм змінного контролю з виключенням об'єктів по одному (leave-one-out, LOO). Для кожного об'єкта $x_i \in X^l$ перевіряється, чи правильно він класифікується за своїми k найближчих сусідів.

$$LOO(k, X^l) = \sum_{i=1}^l [a(x_i; X^l \setminus \{x_i\}, k) \neq y_i] \rightarrow \min k.$$

Зауважимо, що якщо класифікується об'єкт x_i не виключати з навчальної вибірки, то найближчим сусідом x_i завжди буде сам x_i , і мінімальне (нульове) значення функціоналу $LOO(k)$ буде досягатися при $k = 1$. Існує і альтернативний варіант методу kNN: в кожному класі вибирається k найближчих до u об'єктів, і об'єкт відноситься до того класу, для якого середня відстань до k найближчих сусідів мінімальна [1].

2.2. Обробка зображення за допомогою вейвлета Габора

Вейвлети Габора – це вейвлети, винайдені Деннісом Габором з використанням складних функцій, побудованих для використання в якості основи для перетворень Фур'є в додатках теорії інформації. Вони дуже схожі на вейвлети Морлі. Вони також тісно пов'язані з фільтрами Габора. Важливою особливістю вейвлету є те, що він мінімізує добуток своїх стандартних відхилень у часовій та частотній областях. Іншими словами, невизначеність інформації, що передається цим вейвлетом, зведена до мінімуму. Однак у них є мінус – вони не ортогональні, тому ефективно розкладання на основи складне. З моменту їх появи існували різні програми, від обробки зображень до аналізу нейронів в зоровій системі людини.

Сьогодні визначено декілька груп методів вбудовування інформації, оснований на різних етапах застосування вейвлет-перетворення. Основні стратегії із застосування вейвлетів показано на рис. 2.1 [10].

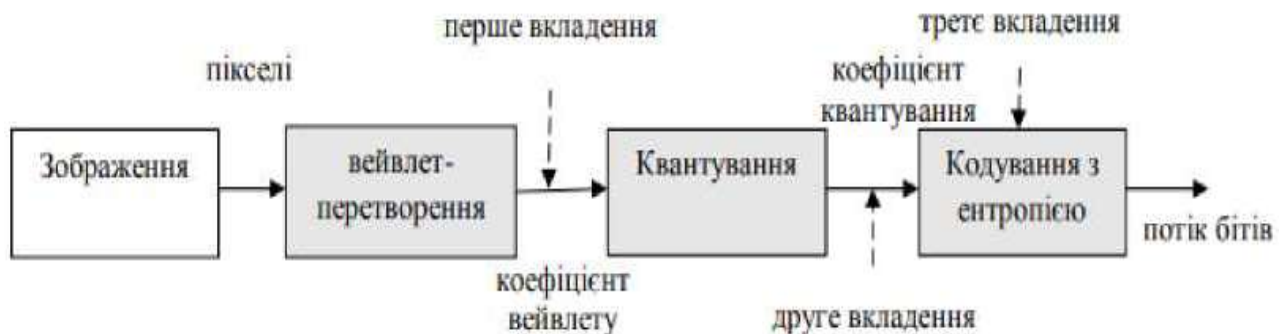


Рисунок 2.1 - Стратегії вбудовування на основі різних застосувань вейвлет-перетворення для зображень

Для досліджень було обрано метод на основі вейвлета Габора.

А) Метод на основі вейвлета Габора [11] передбачає такі кроки:

1. До зображення застосовується дискретне перетворення Габора, результатом якого є розкладання зображення на чотири області (рис. 2.2): LL, яка містить зменшене початкове зображення, і три області (LH, HL, HH), які

містять результат застосування вейвлету безпосередньо до стовпців, рядків та діагоналі зображення.

2. Обрану область (LH, HL, HH) ділять на блоки 8x8 і до кожного блоку застосовують дискретне перетворення Габора.

3. Генеруються дві псевдовипадкові послідовності (ПВП), одна з яких використовується для вбудовування 0, а друга - 1. Кількість елементів у взаємонезалежних ПВП відповідає числу елементів дискретного перетворення у блоці.

4. Біти ПВП, збільшені на деякий поріг посилення, складаються зі значеннями коефіцієнтів дискретного перетворення Габора.

5. Метод дає змогу забезпечити високу стійкість до атак завдяки можливості багаторазового дублювання цифрового водяного знаку (ЦВЗ).

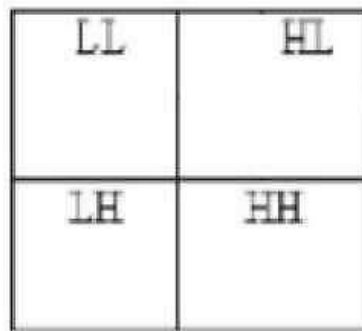


Рисунок 2.2 - Перший рівень вейвлет-перетворення

Дискретний варіант перетворення Габора :

$$y(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{nm} \times g_{nm}(t),$$

$$g_{nm}(t) = s(t - m\tau_0) \times e^{j\Omega nt}$$

При цьому безперервний параметр t замінюється дискретним часом. Крім того, необхідно враховувати тепер уже кінцевий межа підсумовування в поданні Габора. Таким чином, дискретизований сигнал $y(k)$ розбивається на M тимчасових кадрів довжиною N . Згідно, коефіцієнт Q для критичної дискретизації дорівнює $\Omega \leq \frac{2\pi}{\tau_0} \Omega = \frac{2\pi}{N}$

Подібно до ДПФ (дискретне перетворення Фур'є) виходить частотна область, розділена на N дискретних розділів. Зворотне перетворення цих N спектральних розділів потім призводить до N значень $y(k)$ для тимчасового вікна, яке складається з N значень вибірки. Для загальних тимчасових вікон з N значеннями вибірок кожен сигнал $y(k)$ містить $K = N \times M$ значень вибірок:

$$y(k) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} C_{nm} \times g_{nm}(k)$$

$$g_{nm}(k) = s(k - m\tau_0) \times e^{j\Omega nk}$$

Відповідно до наведеного вище рівняння, коефіцієнти nm відповідають кількості значень k вибірки сигналу. Для надлишкової вибірки встановлено значення $N' > N$, що призводить до $M' > M$ коефіцієнтів підсумовування в другій сумі дискретного представлення Габора. У цьому випадку кількість отриманих коефіцієнтів Габора буде $nm' > k$.

Отже, є більше коефіцієнтів, ніж вибірових значень, і, отже, буде досягнуто надмірне перетворення $\Omega \leq \frac{2\pi}{N} = \frac{2\pi}{N'}$

2.3. Автоматизовані системи відеоспостереження у задачах розпізнавання аномальної поведінки

Автоматизовані системи відеоспостереження складаються з мережі відеодатчиків, що проводять спостереження за людьми, при цьому враховуючи їх поведінкові характеристики та виділяють серед них ті, що можуть становити небезпеку. Даний підхід знаходить застосування в системах, де існують певні універсальні явні (візуальні) метрики, що дозволяють стверджувати про стан безпеки/небезпеки.

Прикладом даних метрик може бути детектування певних об'єктів, що свідчать про небезпеку, як наприклад зброю (Рисунок 2.3).



Рисунок 2.3 - Розпізнавання збройного нападу

Іншою аномалією, що може бути свідченням незвичності подій, що відбуваються, є поза людини та швидкість руху (Рисунок 2.4).



Рисунок 2.4 - Розпізнавання незвичної поведінки

Системи комп'ютерного зору, що натреновані на розпізнавання людського руху, будуть вважати рух інших транспортних засобів, наприклад велосипеду (Рисунок 2.5), аномальним, та сповіщати про це оператора.



Рисунок 2.5 - Аномальний об'єкт (велосипедист)

Однак, в галузі інформаційної безпеки є проблематичним сам факт того, що критерії інформаційної безпеки є більш складними. Наприклад, фізичний доступ до певного об'єкта інформаційної безпеки з боку однієї особи є нормою, в той час як та ж сама дія зі сторони іншої особи може бути порушенням рівню доступу. Більш того, більш менш надійне виявлення самого факту фізичного доступу до певного інформаційного ресурсу є складною задачею.

І хоча, системи розпізнавання образів на даний момент не можуть бути використані для розпізнавання факту фізичної інформаційної загрози. Вони можуть бути використані як допоміжний механізм вже існуючих рішень в завданнях інформаційної безпеки.

Головним завданням камер відеоспостереження є передача візуальної інформації обслуговуючому персоналу про стан зони спостереження. Оскільки об'єкти, що підлягають методам інформаційного захисту, є по своїй суті ізольованими, в більшості випадків, єдиними динамічними об'єктами є люди, що знаходяться на його території. Отже, витягування суті зображення в цьому

сенсі буде виявлення факту наявності і положення людей у певній області, обмеженій полем зору камери.

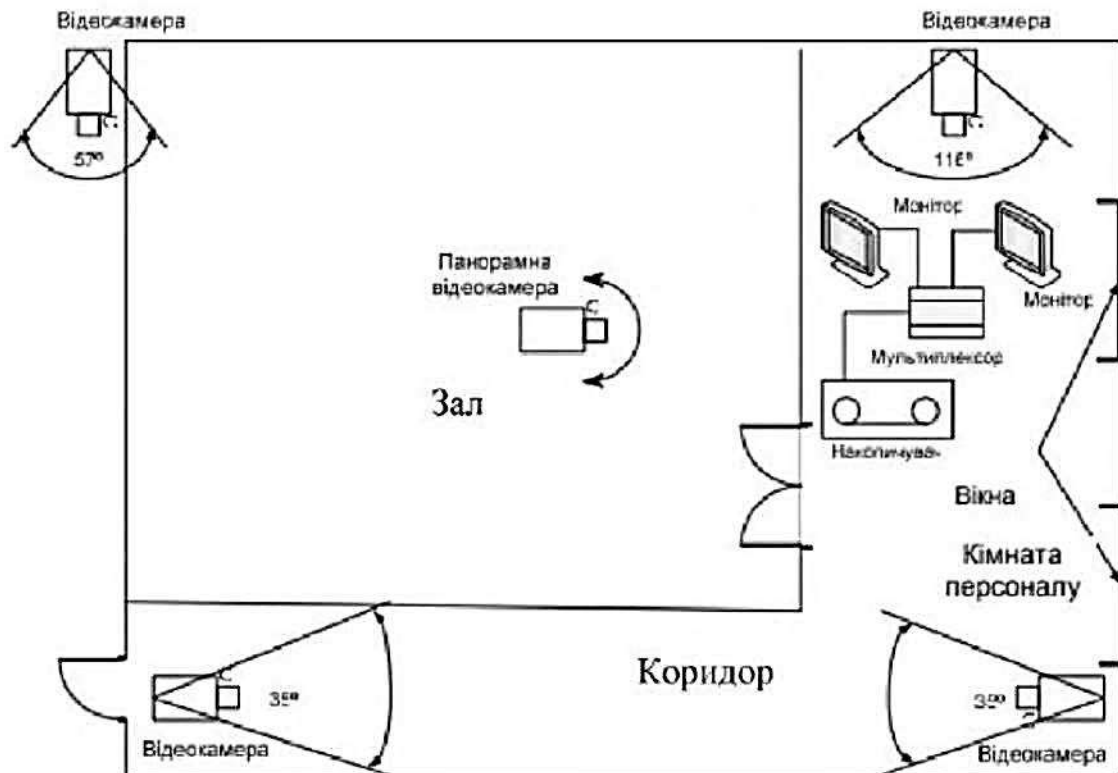


Рисунок 2.6 - Приклад розташування відеокамер на захищеному об'єкті

Комп'ютерний зір дозволяє даний процес визначення описаних ознак. Більш того, такі алгоритми показали свою відносну надійність та швидкодію. Для максимізації результату роботи даного підходу необхідні наступні припущення:

1) Камера є статичною. У більшості випадків це не є проблемою, оскільки при охороні закритих приміщень перевага надається певному напрямку (Рисунок 2.5)

2) Дані з камер відеоспостереження зберігаються деякий час на носіях. Даний сценарій є ймовірним, оскільки у захищених об'єктів величина ризику переважає ціну закупівлі і обслуговування носіїв даних.

3) Кількість камер є достатньо великою для поставання питання про термін зберігання даних. У випадку ретроспективи успішного витоку

інформації, дані з камер за відповідний період часу можуть бути знищені, що ускладнює розслідування інциденту.

4) Система відеоспостереження є доповненням до певної системи аутентифікації, наприклад смарт-карт (Рисунок 2.7).

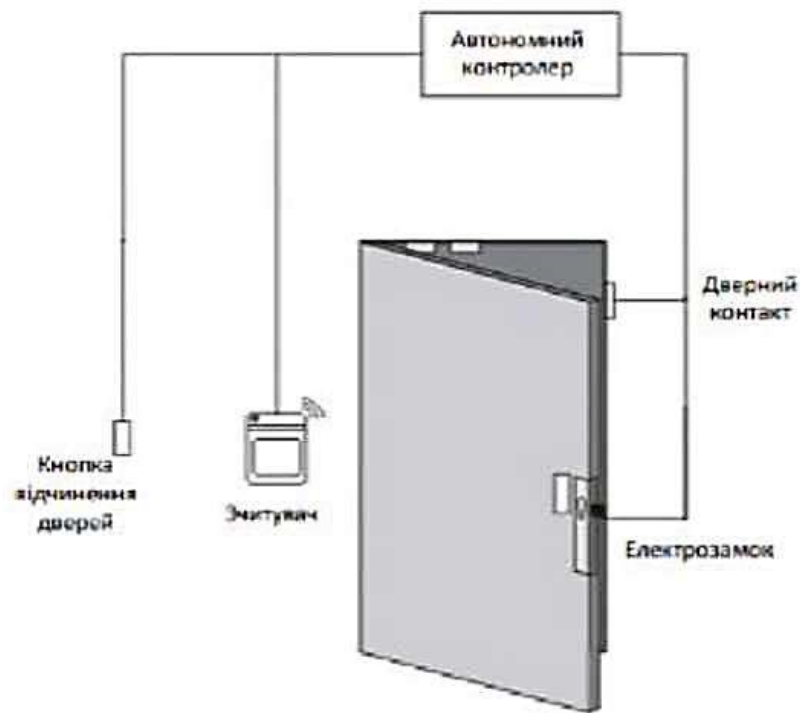


Рисунок 2.7 - Система з використанням смарт-карти

Камери відеоспостереження також розглядаються як об'єкт інформаційної безпеки. У таблиці 2.1 наведені потреби безпеки та конфіденційності на різних етапах у системі відеоспостереження. Застосування комп'ютерного зору не повинно зашкодити жодному з цих аспектів, інакше сама суть застосування буде втрачена.

Таблиця 2.1 - Вимоги до безпеки та конфіденційності
на різних етапах відеоспостереження

Компонент безпеки		Запис	Передача даних	Моніторинг	Зберігання даних
Приватність	1. Приватність	Згода Анонімність Властивості запису	Немає	Довіра до оператора Анонімність	Захист від незаконного копіювання
	2. Конфіденційність	Безпека ПО та інфраструктури	Шифрування даних Безпека приватних ключів	Немає	Шифрування даних Безпека приватних ключів
Безпека	3. Цілісність	Безпека ПО та інфраструктури	Відсутність перебоїв сигналу	Актуальність даних	Цілісність
	4. Автентичність	Безпека ПО та інфраструктури	Аутентифікація камери Мітка часу	Мітка часу	Немає
	5. Доступність	Відсутність втрат даних	Немає	Постійний моніторинг	Безпека ПО та інфраструктури
	6. Авторизація	Немає	Немає	Система контролю доступу	Немає
	7. Інші	Безпека ПО та інфраструктури	Немає	Немає	Безпека ПО та інфраструктури Видалення після певного строку

Для підвищення рівня інформаційної безпеки було запропоновано використання комп'ютерного зору, що виконує функції слідкування за переміщенням людей, та відповідає наступним критеріям:

- 1) Кожний об'єкт, що відстежується, має унікальний ідентифікатор, який отримується у момент детектування.
- 2) Система має коректно обробляти тимчасовий вихід об'єкта з полю зору камери, при чому час має бути регульованим.
- 3) Шанс втрати об'єкта, в результаті якого необхідна його повторна ідентифікація, є мінімальною.

4) Швидкодія дозволить робити обчислення у режимі реального часу та при цьому має прийнятну масштабованість

5) Система не порушує попередні вимоги до безпеки та конфіденційності даних на різних етапах відеоспостереження

6) Система має візуалізувати результати обробки для поліпшення роботи оператора.

У запропонованій системі можна виділити наступні ключові задачі:

1) Отримання ідентифікатора особи при її реєстрації камерами відеоспостереження у даному підході є ключовою проблемою, оскільки його коректність та унікальність сильно впливає на роботу системи в цілому. Найкращим підходом, у цьому випадку, буде служити пункт контролю з використанням певних аутентифікаторів, наприклад зчитувача смарт-карток. Також є можливим використання засобів біометрії, проте ціна готових рішень є вищою, у порівнянні з альтернативами.

2) На території об'єктів, де наявність сторонніх осіб (наприклад тих, перебувають на території об'єкту за гостьовим посвідченням) є невідворотною, а вартість впровадження комплексних мір захисту периметру є необґрунтовано високою, є сенс у виділенні даних сторонніх осіб на моніторі оператора. Для поліпшення роботи операторів необхідним є виокремлення важливих з точки зору інформаційної безпеки подій.

Даний підхід, за умови надійного алгоритму розпізнавання ознак людини та відслідковування переміщень може забезпечити підвищення рівня використання системи відеоспостереження, оскільки постійна увага оператора буде одночасно сконцентрована на меншій кількості об'єктів. Їх переміщенням необхідно приділяти більшу увагу і приймати необхідні міри у разі їх довгострокової відсутності у полі зору засобів спостереження.

3) Також, доступ до даних аутентифікації у описаній системі є обмеженим, з причин конфіденційності та факту того, що програми-аутентифікатори в основному є сторонніми, а отже не мають чітко

врегульованої структури. Вирішити це питання можна за рахунок використання API зі сторони запропонованої системи, що дозволяє використання її функціоналу у парі з даними з інших джерел шляхом використання конекторів, написаних під певний набір загальноновживаних систем.

4) Для поліпшення стану інформаційної захищеності об'єкту, також було запропоновано використання даних про переміщення осіб, отриманих в результаті роботи алгоритму відстеження, як статистичних. Суть полягає у використанні метрик, що дозволяють стверджувати про потенційні вразливості певних зон захищеного об'єкту на основі наявності у даній зоні людей, що не мають необхідного рівня доступу.

Дані про переміщення осіб, будучи по своїй суті, сукупністю координат точки, ідентифікатора особи та ідентифікатора камери у кожний момент часу, займають менше місця на фізичних носіях інформації, а отже підлягають можливості їх довгострокового накопичення.

5) Забезпечення можливості ручного контролю системи відслідковування переміщень. У разі втрати об'єкта спостереження, оператор повинен мати можливість власноруч вказати системі втрачений об'єкт, що підвищить рівень уваги оператора у довгостроковій перспективі а також компенсує можливі помилки самої системи.

У результаті можна сформулювати наступні фактори впливу на рівень інформаційної безпеки, описані у Таблиця 2.2. Окремо варто зауважити пункт 5, оскільки збереження додаткових даних та їх витік може призвести до порушення приватності. В якості рішення даної проблеми пропонується розмежування ідентифікатора особи з камер відеоспостереження та ідентифікатора особи з системи аутентифікації.

Таблиця 2.2 - Фактори впливу на рівень інформаційної безпеки

Чинник	Фактор впливу
1) Використання ідентифікатора, отриманого під час допуску особи на територію захищеного об'єкта для відстеження її подальших переміщень.	Підвищення рівня безпеки за рахунок використання додаткових засобів аутентифікації. Рівень впливу визначається ефективністю алгоритму відстеження та власне системи аутентифікації.
2) Виокремлення осіб з фону на відеозаписі, підсвічення з урахуванням певної встановленої легенди, наприклад рівня допуску.	Підвищення рівня контрольованості переміщень осіб, що становлять потенційну загрозу для витоку інформації, проте наявність яких на території об'єкту є неминучою (наприклад, особи, що знаходяться за гостовим посвідченням).
3) Сповіщення оператора про тимчасову втрату сліду певної особи, що становить потенційну небезпеку (наприклад особи з низьким рівнем допуску)	Покращення спостережності ситуації на території об'єкта за рахунок наголошення уваги оператора на окремому секторі відеоспостереження. Рівень впливу визначається здатністю алгоритму до довгострокового відслідковування особи з низьким шансом її втрати.
4) Сповіщення оператора про остаточну втрату сліду певної особи з можливістю власноруч відновити слід.	Покращення спостережності ситуації на території об'єкта за рахунок наголошення уваги оператора на окремому секторі відеоспостереження. Рівень впливу визначається здатністю алгоритму до довгострокового відслідковування особи з низьким шансом її втрати.
5) Збереження даних про переміщення осіб на території об'єкту у форматі вихідних даних системи комп'ютерного зору для їх подальшого використання у статистичних цілях та при розслідуванні інцидентів	Підвищення рівня захисту за рахунок додаткових записів про стан об'єкту. Можливість використання статистичних даних для виявлення аномалій та закономірностей переміщень для аргументованого внесення змін у вже існуючу систему.

Діаграма, що описує процес виконання запропонованих вимог у ході функціонування системи на території захищеного об'єкту, наведена на рисунку 2.8.

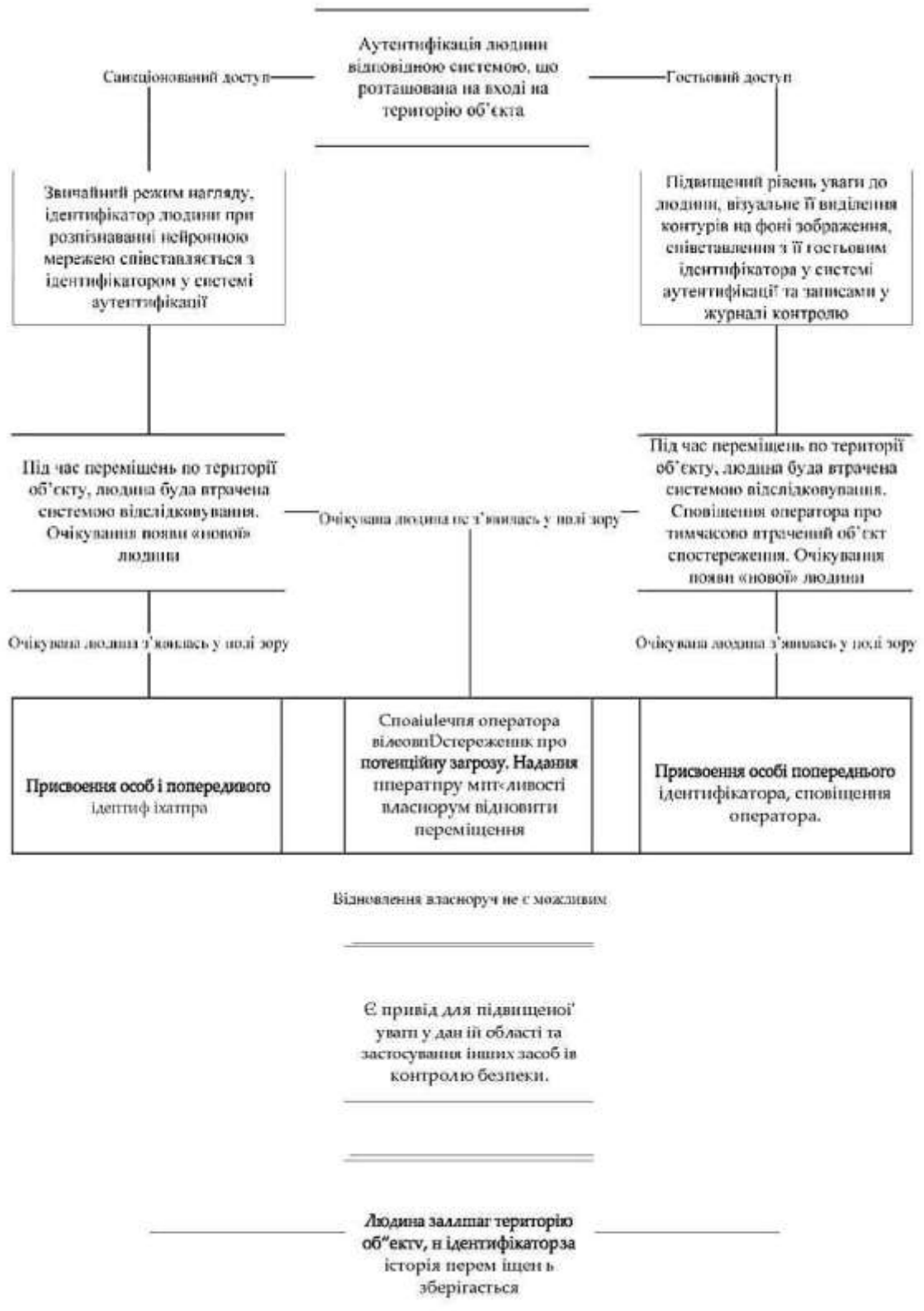


Рисунок 2.8 - Схема роботи системи відеоспостереження з використанням штучного інтелекту

РОЗДІЛ 3 РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДСИСТЕМИ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ

Серед останніх робіт варто відзначити статті, що використовують згорткові нейронні мережі (CNN) [16, 17]. Найчастіше CNN використовуються в моделях на основі датчиків.

Аналіз літературних джерел показує, що при ідентифікації людини за відеоданими хода людини відіграє значну роль. У той же час існуючі методи розпізнавання людини за ходою або не мають достатньої точності, або вимагають використання складних моделей та великої кількості обчислень.

У цій роботі для покращення дискримінаційних властивостей знаків розпізнавання та підвищення точності розрахунку пропонується використовувати двовимірні вейвлети Габора. Двовимірний підхід дозволяє врахувати мінливість яскравості зображення в декількох напрямках, що дозволяє найбільш повно описати природу зображення в локальних околицях точок просторово-часової області.

Підхід до розпізнавання ходи, заснований на енергетичному зображенні ходи (GEI), був запропонований у [17]. Інший варіант GEI, заснований на багатоканальному кодуванні. Для вирішення поставленої задачі, був використаний алгоритм Deep SORT (Deep Simple Online and Realtime Tracking algorithm), що використовує бібліотеку машинного навчання Tensorflow. В якості вхідних параметрів для нейронної мережі були використані дані, отримані F. Yu та ін. у своїй роботі [19].

Користуючись швидким розвитком розпізнавання зображень на основі CNN, алгоритм використовує його модифікацію під назвою Faster Region CNN (FrRCNN). FrRCNN являє собою повноцінний фреймворк, що складається з двох етапів. Перший етап витягує особливі ознаки зображення і пропонує регіони для другого етапу, який потім класифікує об'єкт у запропонованому регіоні. Використання даного підходу підвищує модульність рішення, створюючи більш ефективну систему розпізнавання зображень.

3.1. Техніка розпізнавання ходи на основі відеоданих

Запропонований алгоритм розпізнавання ходи складається з декількох етапів:

1. виділення силуету людини, що рухається, у послідовних кадрах кадру;
2. подання контурів силуетів у вигляді одновимірних сигналів та формування просторово-часового зображення ходи;
3. формування базового набору вейвлетів Габора та вилучення ознак розпізнавання, що характеризують цю ходу;
4. ідентифікація ходи методом найближчого сусіда.

Природно, що для того, щоб ідентифікувати конкретну людину, програма повинна мати схеми ходи для цієї людини.

Загальна схема алгоритму наведена на рис.3.1.

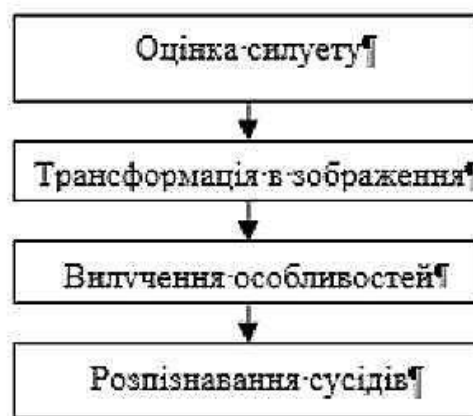


Рисунок 3.1 - Загальна схема алгоритму

Силует утворюється відніманням фону. Фонове зображення визначається усередненням n попередніх кадрів. Для кадру $I_k(x, y)$ з номером k фонове зображення $B_k(x, y)$ визначається як

$$B_k(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} I_{k-i}(x, y).$$

Різниця між поточним кадром та фоновим зображенням:

$$C_k(x, y) = abs(I_k(x, y) - B_k(x, y)).$$

Вважається, що піксель належить силуету і має білий колір, якщо значення $C_k(x, y)$ більше порогового значення τ . В іншому випадку піксель належить до фону і має чорний колір. Додаткові морфологічні операції можуть бути виконані для зменшення шуму над контуром силуету.

Вважається, що піксель належить силуету і має білий колір, якщо значення $C_k(x, y)$ більше порогового значення τ . В іншому випадку піксель належить до фону і має чорний колір. Додаткові морфологічні операції можуть бути виконані для придушення шуму над контуром силуету.

3.2. Перетворення послідовності силуетів у просторово-часову область

Припускаємо, що координатні осі (x, y) на зображенні силуету градуировані в пікселях.

Спочатку визначається центр ваги силуету. Використовуючи центр ваги як початок полярної системи координат, ми виконуємо розгортання зовнішнього контуру силуету в одновимірний сигнал. Для цього необхідно знайти відстані від центру ваги до контурних точок, що лежать на променях, що виходять із початку координат (рис. 3.2).

У нашому дослідженні кут між сусідніми балками $\Delta\varphi = \pi/36$. Відповідно, форма двовимірного силуету буде представлена у вигляді одновимірного сигналу $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{72}\}$ Розгортка проводиться за годинниковою стрілкою.

Алгоритм визначення відстаней від центру силуету до точок контуру такий. Починаючи з центру, ми рухаємося вздовж балки з кроком, рівним одиниці. На кожному кроці виконуються такі дії. За допомогою формул $x_p = \text{floor}(x)$, $y_p = \text{floor}(y)$ обчислюються координати пікселя $\{x_p, y_p\}$. Якщо яскравість пікселя $\{x_p, y_p\}$ менша за порогове значення τ , відстань приймається рівною кількості кроків вздовж променя. В іншому випадку процес визначення відстані триває.

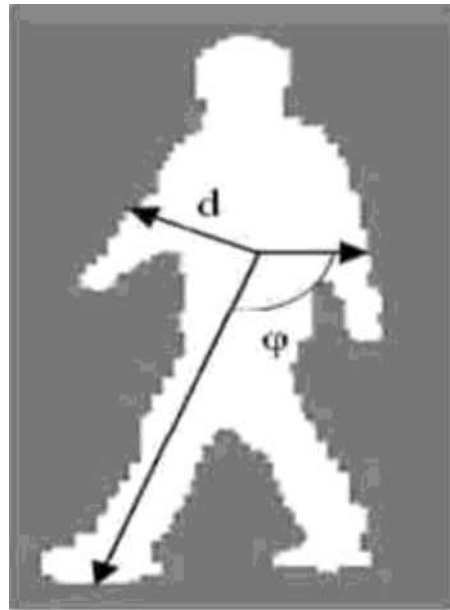


Рисунок 3.2 - Визначення відстані від центру тяжіння до зовнішнього контуру силуету підпису фігури.

Для зображень, що мають шум, може бути використана модифікована форма алгоритму. Рух вздовж променя виконується до межі зображення, а відстань приймається рівною кількості кроків, на яких яскравість пікселів менше порогового значення.

Одновимірний сигнал (рис. 3.3), що представляє контур силуету, може бути використаний безпосередньо для розпізнавання ходи.

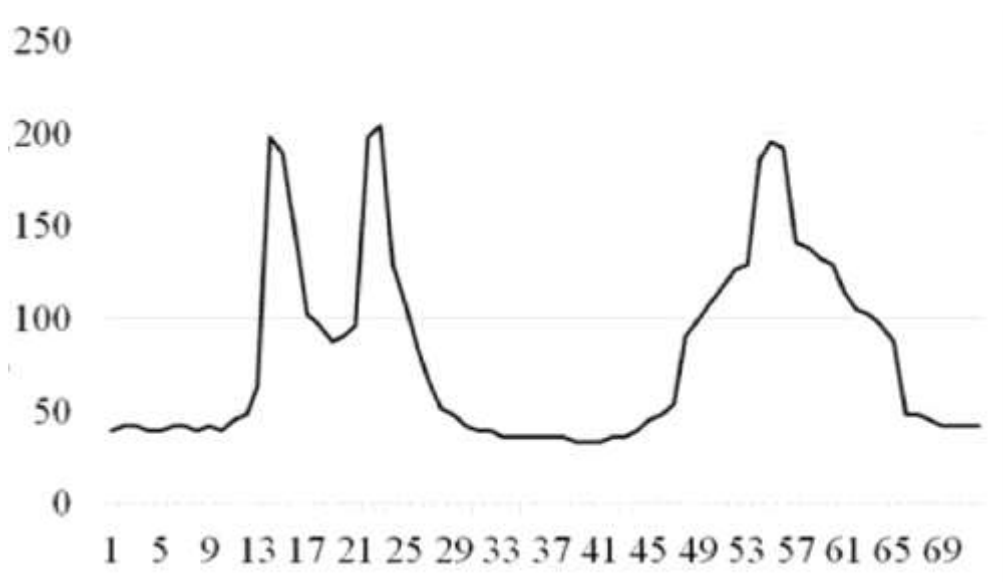


Рисунок 3.3 - Одновимірний сигнал

Однак набір сигналів дає дуже велику кількість функцій розпізнавання. Часто для зменшення простору об'єктів використовують метод основних

компонентів. На основі розкладу особливих значень знайдено найбільші власні значення та пов'язані з ними власні вектори. Як результат, вектори ознак із вихідного просторового багатовимірному простору можна проектувати у простір головних компонентів нижчої розмірності.

У нашому дослідженні використовується інший підхід. Для кожного силуету будується окремий сигнал із послідовності кадрів відеопослідовності. Введемо координату s , яка представляє номери контурних точок, в яких вимірюються значення сигналу. Групуєчи одновимірні сигнали, прийняті в послідовні моменти часу t , певна хода може бути представлена графіком сигналу D в просторово-часовій зоні (s, t) .

Далі перетворюємо ці графіки на нормалізоване зображення у градаціях сірого $I(s, t)$, використовуючи формулу $I(s, t) = \frac{255D(s,t)}{d_{max}}$.

Тут d_{max} – максимальне значення $D(s, t)$. Далі будемо використовувати (x, y) замість (s, t) для адресації.

Отримані зображення назвемо «зображеннями ходи». Приклади зображень двох зразків ходи, взяті з бази даних ходи CASIA, показані на рис.3.4.

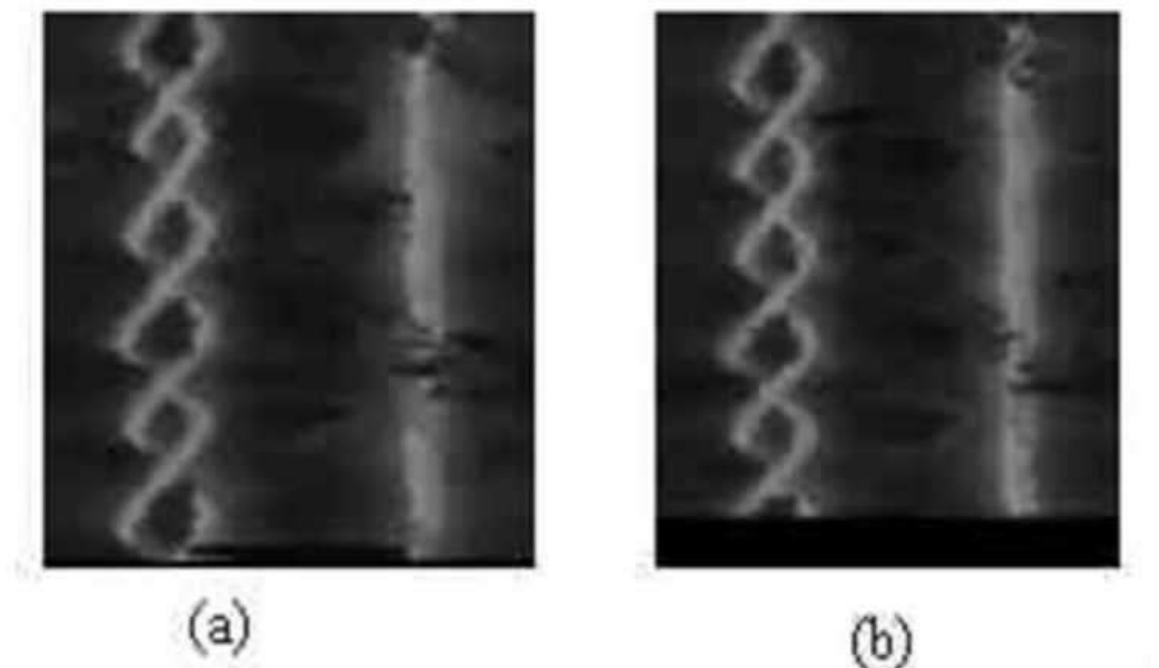


Рисунок 3.4 - Приклади зображень ходи з бази даних CASIA:

(a) хода fyc / 00_1; (b) хода fyc / 00_3сигнал.

Перевагою запропонованого підходу є подання певної ходи у вигляді єдиного зображення. Це подання дозволяє використовувати існуючі теоретичні та практичні розробки в галузі розпізнавання зображень.

Для розпізнавання зображень часто використовують екстремально інформаційний метод [18]. Ефективним методом розпізнавання зображень є використання вейвлетів Габора, які є узагальненням одновимірної функції Габора. Перевірка цього методу на зображеннях обличчя з бази даних ORL показала точність розпізнавання 98%.

Вейвлет Габора $\psi(\vec{r})$ має вигляд плоскої хвилі, обмеженої за амплітудою функцією Гауса:

$$\psi(\vec{r}) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2 r^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\vec{k} \cdot \vec{r}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right]$$

Вісь вектора $\vec{r}$ з координатами (x, y) , σ - константа $\vec{k}$, є хвильовий вектор.

Визначимо базовий набір вейвлетів $\{\psi_i\}$ для п'яти різних частот від $\pi/2$ до $\pi/8$ та восьми різних орієнтацій з кутовим кроком $\pi/4$. Формальне позначення відповідних хвильових векторів $\{k_i\}$ має вигляд:

$$\begin{aligned} \vec{k}_j &= (k_{jx}, k_{jy}) = (k_p \cos \varphi_q, k_p \sin \varphi_q); \\ k_p &= 2^{\frac{p+2}{2}} \pi; \quad \varphi_q = q \frac{\pi}{8}; \quad j = q + 8p. \end{aligned}$$

Тут k_p - частота, φ_q - кут повороту щодо осі x , індекси $p = 0, \dots, 4$; $q = 0, \dots, 7$.

Для зручності комп'ютерної обробки зображення ходи зменшено до стандартного розміру 128x128. Вейвлет-перетворення зображення $I(\vec{r})$ можна представити як згортку $I(\vec{r})$ зображення j -м вейвлетом Габора:

$$R_j(\vec{r}_0) = \int I(\vec{r}) \psi_j(\vec{r} - \vec{r}_0) dx dy.$$

Значення $R_j(\vec{r}_0)$ зазвичай називають відгуками фільтра Габора і використовуються як функції розпізнавання. Вектор ознак розпізнавання буде побудований з відповідей R_j у вузлах решітки з кроком 8 пікселів по горизонталі та вертикалі.

Для більш повного охоплення всіх елементів зображення важливо, щоб щільність вузлів решітки відповідала розміру вейвлетів. При виборі $\sigma = 2\pi$ для вейвлету з індексом $p = 2$ стандартним відхиленням функції Гауса є $\sigma / kp = 8$, що дорівнює відстані між вузлами решітки.

Для обчислення згортки $R(\vec{r}) = I(\vec{r}) * \psi(\vec{r})$ застосуємо до обох сторін дискретне перетворення Фур'є F :

$$F[R(\vec{r})] = F[I(\vec{r})] F[\psi(\vec{r})].$$

Виконуючи зворотне перетворення Фур'є, отримуємо:

$$R(\vec{r}) = F^{-1}\{F[I(\vec{r})] F[\psi(\vec{r})]\}.$$

В результаті обчислення згортки зводиться до точкового множення спектрів двох функцій. Двовимірне дискретне перетворення Фур'є функції $g(x, y)$ описується формулою

$$f_{k_x k_y} = \sum_{n_x=0}^{N_x-1} \sum_{n_y=0}^{N_y-1} g_{n_x n_y} \exp\left(-\frac{2\pi i}{N_x} k_x n_x\right) \exp\left(-\frac{2\pi i}{N_y} k_y n_y\right).$$

Для його реалізації використовується алгоритм швидкого перетворення Фур'є.

3.3. Реалізація методу розпізнавання ходи

Розпізнавання ходи здійснюється за наявності навчального набору людської ходи. Належність до певного класу розпізнавання визначалася методом найближчого сусіда. Незважаючи на високу розмірність простору ознак, цей метод дає цілком прийнятні результати.

Як міра близькості та векторів a та b у просторі ознак функція подібності виявилася найбільш ефективною:

$$Sim_{ab} = \frac{\sum_i a_i b_i}{\sqrt{\sum_i a_i^2 \sum_i b_i^2}}.$$

Для підвищення точності до числа атрибутів були включені як реальні, так і уявні компоненти вейвлетів Габора.

Оцінка та порівняння методів багатоцільового відстеження не є тривіальною з багатьох причин. По-перше, на відміну від інших завдань, таких як зменшення рівня шуму у зображенні, у даній області важко досягти ідеального результату. Частково видимі та перекриті цілі, відображення у дзеркальних поверхнях, створюють проблеми для однозначного констатування наявності цілі спостереження. В деяких випадках, при перегляді відеозапису, навіть люди не можуть прийти згоди, а це, в свою чергу, ускладнює можливість створення даних для порівняння. По-друге, кількість різних оціночних показників з вільними параметрами та неоднозначними визначеннями часто призводить до непослідовності кількісних результатів в науковій літературі. Нарешті, відсутність заздалегідь визначених даних тесту та тренувань ускладнює неупереджене порівняння різних методів.

На основі запропонованої методології була розроблена програма C++ для середовища Visual Studio. Обробку зображень проводили за допомогою бібліотеки OpenCV.

Для тестування програми ми взяли базу даних ходи CASIA - розділ DatasetA [19]. Для кожного окремого предмета база даних містить 12 послідовностей кадрів, що представляють різні варіанти ходи. Кожному з трьох напрямків руху пішоходів перед камерою відповідають чотири послідовності. Довжини послідовностей не однакові через різну швидкість пішоходів.

Взяті в алфавітному порядку, перші чотири предмети були взяті на тестування. Формат імені файлу зображення у розділі DatasetA: "xxx mm_n-ttt.png", де xxx - ідентифікатор предмета, mm - напрямок руху, n - порядковий номер, ttt - номер кадру. Послідовності поділяються на навчальні та тестові набори.

Результати випробувань представлені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 Значення функції подібності на послідовностях тесту з бази даних CASA

Test Set	Training Set			
	fyc/00_1	hy/00_1	ljg/00_1	lqf/00_1
fyc/00_3 (fyc-00_3-001.png - fyc-00_3-069.png)	<u>0,911</u>	0,876	0,849	0,836
hy/00_3 (hy-00_3-001.png - hy-00_3-060.png)	0,840	<u>0,877</u>	0,828	0,825
ljg/00_3 (ljg-00_3-001.png - ljg-00_3-069.png)	0,868	0,865	<u>0,872</u>	0,832
lqf/00_3 (ljg-00_3-001.png - ljg-00_3-076.png)	0,855	0,870	0,850	<u>0,881</u>

Аналіз результатів показує, що всі чотири суб'єкти визнані правильно. Слід зазначити, що послідовності кадрів, що представляють різну ходу, були взяті як є, без будь-якої попередньої синхронізації. Точність результатів розпізнавання буде вищою, якщо взяти послідовність кадрів протягом одного циклу ходи, що складається з двох кроків

ВИСНОВКИ

Поки штучні нейронні мережі є лише дуже спрощеними аналогами природних нейронних мереж, оскільки нервові системи тварин і людини набагато складніше тих пристроїв, які можна створити за допомогою сучасних технологій. Проте, навіть цього рівня буває достатньо для успішного вирішення багатьох практичних завдань, що підтверджено в ході дослідження.

У розділі 1 були досліджені основні терміни та засади розпізнавання образів. Також були проаналізовані допоміжні алгоритми, такі як метод розпізнавання ходи та біометрична ідентифікація.

У розділі 2 була проаналізована можливість використання камер відеоспостереження, як самостійного методу захисту інформації. Для перелічених у розділі каналів витоку інформації, на сьогодні самостійне застосування алгоритмів комп'ютерного зору в камерах в КСЗІ є недостатньо ефективним по причині відсутності як теоретичної бази з розпізнавання аномальної поведінки в термінах фізичного ЗІ, так і недостатньої потужності обчислювальних засобів, та запропоновано методи обробки зображення.

У розділі 3 було запропоновано ldf методи розпізнавання ходи, заснований на відеоданих та наступній комп'ютерній обробці отриманої інформації. На відміну від інших методів, запропонований спосіб використовує вейвлет-технологію. А метод оснований на алгоритмі DeepSort потребує більше часу на реалізацію та виконання.

Під час цього розслідування було вирішено такі завдання:

- розроблено метод перетворення послідовності відеокадрів, що представляють ходу людини, в просторово-часову область;
- сформовано базовий набір вейвлетів Габора і на його основі побудовано масив ознак розпізнавання, що характеризують конкретний тип ходи;
- обрано ефективну міру подібності ходи у просторі розпізнавальних ознак;
- розроблена комп'ютерна програма для ідентифікації ходи;
- проведено тестування програми на зразках з бази даних ходи CASIA.

Тестування показало високу точність розпізнавання при малих обчислювальних ресурсах. Таким чином, технологію вейвлетів можна використовувати ширше для ідентифікації ходи.

Розроблену програму можна вдосконалити, якщо взяти один цикл ходи як об'єкт ідентифікації. В даний час триває попередня обробка вихідних даних для виявлення циклу ходи. Надалі передбачається проаналізувати роботу програми на інших базах даних про ходу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- 1) D. Kim, D. Kim, and J. Paik, "Gait recognition using active shape model and motion prediction," *IET Computer Vision*, vol. 4, no. 1, pp. 25-36, Mar. 2010.
- 2) W. Zeng, C. Wang, and Y. Li, "Model-based human gait recognition via deterministic learning," *Cognit. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 218-229, Jun. 2014.
- 3) J.-H. Yoo and M. S. Nixon, "Automated markerless analysis of human gait motion for recognition and classification," *ETRI J.*, vol. 33, no. 2, pp. 259-266, 2011.
- 4) I. Bouchrika, "Parametric elliptic fourier descriptors for automated extraction of gait features for people identification," in *Proc. 12th Int. Symp. Program. Syst. (ISPS)*, pp. 1-7, 2015.
- 5) M. Sandau, R.-V. Heimbürger, K.-E. Jensen, T.-B. Moeslund, H. Aanaes, T. Alkhaer, E.-B. Simonsen, "Reliable Gait Recognition Using 3D Reconstructions and Random Forests - An Anthropometric Approach," *Journal of Forensic Science*, vol.61(3), pp. 637-648, 2016.
- 6) S. Sarkar, P.-J. Phillips, Z. Liu, Z., I.-R. Vega, P. Grother, and K.-W. Bowyer, "The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.27,no. 2, pp. 162-177, Feb. 2005.
- 7) I. Rida, S. Almaadeed, and A. Bouridane, "Gait recognition based on modified phase-only correlation," *Signal, Image Video Process.*, vol. 10, no. 3, pp. 463-470, Mar. 2016.
- 8) C. Wang, J. Zhang, L. Wang, J. Pu, and X. Yuan, "Human identification using temporal information preserving gait template," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 34, no. 11, pp. 2164-2176, Nov. 2012.
- 9) A. Nandy, R. Chakraborty, and P. Chakraborty, "Cloth invariant gait recognition using pooled segmented statistical features," *Neuro Comput.*, vol. 191, pp. 117-140, May 2016.

- 10) S.-D. Choudhury and T. Tjahjadi, "Silhouette-based gait recognition using procrustes shape and elliptic Fourier descriptors," *Pattern Recognition*, vol. 45, no. 9, pp. 3414-3426, Sep. 2014.
- 11) A. Kolawole, A. Tavakkoli, "A novel gait recognition system based on hidden Markov models," in *Advances in Visual Computing. ISVC 2012. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7432, pp. 125-134, 2012.
- 12) Y. Pei, I. Essa, T. Starner, and G.-M.Rehg, "Discriminative feature selection for hidden Markov models using Segmental Boosting," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 2001-2004, 2008.
- 13) C. Changhong, I. Jimin, Z. Heng, H. Haihong, and T. Jie, "Factorial HMM and Parallel HMM for Gait Recognition," *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 39(1), pp. 114-123, 2009.
- 14) J. Lamar-Leon, E. Garcia-Reyes, R. Gonzalez-Diaz, "Human gait identification using persistent homology," in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7441, pp. 244-251, 2012.
- 15) J. Lamar-Leon, R. Alonso-Baryolo, E. Garcia-Reyes, R. Gonzalez-Diaz, "Persistent homology-based gait recognition robust to upper body variations," in *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition, December 4-8*, pp. 1083-1089, 2016.
- 16) Y. Zhao and S. Zhou, "Wearable device-based gait recognition using angle embedded gait dynamic images and a convolutional neural network," *Sensors*, vol. 17, no. 3, p. 478, 2017.
- 17) Z. Wu, Y. Huang, L. Wang, X. Wang, and T. Tan, "A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep cnns," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 2, pp. 209-226, 2017.
- 18) A. Dovbysh, I. Shelehov, D. Prylepa, I. Golub, "Information synthesis of adaptive system for visual diagnostics of emotional and mental state of a person," *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 4(9-82), pp. 11-17, 2016.

- 19) [19] "CASIA Gait Database (DatasetA)". Available <http://www.cbsr.ia.ac.cn/GaitDatasetA-silh.zip/>
- 20) Бурдаєв В.П. Системи навчання з елементами штучного інтелекту. Монографія. - Харків: Вид. ХНЕУ, 2009. 400 с.;
- 21) Глибовець М.М., Олецький О.В. Системи штучного інтелекту. - Київ: Вид-во «КМ Академія», 2002. 366 с.
- 22) Глинський Я.М., Рязька В.А. Штучний інтелект. Інтелектуальні роботи. – Львів: Деол, 2002. 168 с.
- 23) Samuel A. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers // IBM Journal. V. 3, № 3. P. 210-229;
- 24) Mitchell T. Machine Learning. McGraw Hill, 1997;
- 25) Чубик Л. М. Дослідження ймовірності помилки при класифікації методом найближчого сусіда. // Шоста Всеукраїнська конференція молодих вчених з математики та фізики. К.: - 2017;
- 26) Журавльов Ю.І. Про алгебраїчному підході до вирішення задач розпізнавання та класифікації. Проблеми кібернетики. 2005. Вип. 33. С. 5-68.
- 27) Субботін С.О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник. - Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. 341 с
- 28) A. Bewley Simple online and realtime tracking [Text] / A. Bewley, Z Ge, L. Ott, F. Ramos, B. Irsoy // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) – 2016.
- 29) Daubechies I. Orthonormal basis of compactly supported wavelets / I. Daubechies // Comm. Pure Appl. Math, v. XLI. - 1988. - P. 909-996.
- 30) Jiansheng M. A Digital Watermarking Algorithm Based On DCT and DWT / L. Sukang, T. Xiaomei // Proceedings of the 2009 International Symposium on Web Information Systems and Applications. - 2009. - P. 104-107.
- 31) Sridev T. A Robust Watermarking Algorithm Based on Image Normalization and DC Coefficients / T. Sridev, V. V. Kumar // IJCSI International Journal of Computer Science Issues. - 2011. - P. 226-232.

- 32) C. Gao iCAN: Instance-Centric Attention Network for Human-Object Interaction Detection [Text] / C. Gao, Y. Zou, J. Huang // British Machine Vision Conference – 2018
- 33) D. Stutz Understanding Convolutional Neural Networks [Text] / D. Stutz // Seminar Report, Faculty of Mathematics, Computer Science and Natural Sciences – 2014
- 34) C. Dicle The way they move: Tracking multiple targets with similar appearance [Text] / C. Dicle, M. Sznaier, O. Camps // International Conference on Computer Vision – 2013
- 35) L. Leal-Taix e MOTChallenge 2015: Towards a Benchmark for Multi-Target Tracking [Text] / L. Leal-Taix e, A. Milan, I. Reid, S. Roth, and K. Schindler // arXiv preprint – 2015.
- 36) S. Ren Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [Text] / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // Advances in Neural Information Processing Systems – 2015
- 37) Шаров С.В. Інтелектуальні інформаційні системи: навч. посіб. / С.В. Шаров, Д.В. Лубко, В.В. Осадчий. – Мелітополь: Вид-во МДПУ ім. Б. Хмельницького, 2015. 144 с.
- 38) T. Lacey Tutorial: the Kalman Filter [Web resource] / T. Lacey // Available at <http://web.mit.edu/kirtley/kirtley/binlustuff/literature/control/Kalman%20filter.pdf>– 1998
- 39) F. Yu Poi: Multiple object tracking with high performance detection and appearance feature [Text] / F. Yu, W. Li, Q. Li, Y. Liu, X. Shi, and J. Yan // ECCV. Springer – 2016, pp. 3632
- 40) H. W. Kuhn The Hungarian method for the assignment problem [Web resource] / H. W. Kuhn // Available at http://www.math.harvard.edu/archive/20spring_05/handouts/assignment_overheads.pdf.

ДОДАТКИ