

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Автоматики і комп'ютеризованих технологій
(повна назва)

Кафедра Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та
робототехніки
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

другий (магістерський)
(рівень вищої освіти)

Розроблення програмного забезпечення для модуля розпізнавання
фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи КІТІВМ-22-1
Худяков Ф. С.
(прізвище, ініціали)

Спеціальності 151 Автоматизація та
комп'ютерно-інтегровані технології
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми Освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерно-
інтегровані технологічні процеси і
виробництва
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Аллахверанов Р. Ю.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту
Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

Невлюдов І. Ш.
(прізвище, ініціали)

2024р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет	Автоматики і комп'ютеризованих технологій
Кафедра	Комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та роботехніки
Рівень вищої освіти	другий (магістерський)
Спеціальність	151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
Тип програми	освітньо-професійна
Освітня програма	Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва

(код і повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри КІТАР

(підпис)

« ____ » _____ 20 ____ р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

Студентові Худякову Федіру Сергійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розроблення програмного забезпечення для модуля розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії

затверджена наказом по університету від "03" листопада 2023р. №1287Ст.

2. Термін подання студентом роботи "24" січня 2024р.

3. Вихідні дані до роботи 3.1 Конвеєрна лінія фармацевтичного виробництва;

3.2 Методи розпізнавання та ідентифікації виробів;

3.3 Методи обробки інформації у системах технічного зору;

3.4 Бібліотека OpenCV

3.4 Оформлення текстової документації згідно ДСТУ 3008-2015.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі 4.1 Вступ;

4.2 Аналіз сучасних систем обробки технічної інформації;

4.3 Методи розпізнавання та ідентифікації й їхнє використання у фармацевтичному виробництві;

4.4 Методи розпізнавання й ідентифікації фармацевтичних виробів;

4.5 Розробка програмного забезпечення для розпізнавання фармацевтичних виробів;

4.6 Охорона праці;

4.6 Висновки.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій Демонстраційний матеріал представлений у форматі презентації PowerPoint (*.ppt) – 14 с. формату А4

6. Консультанти розділів роботи

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасних систем обробки технічної інформації	06.11 – 11.11.23	виконано
2	Методи розпізнавання та ідентифікації й їхнє використання у фармацевтичному виробництві	12.11 – 20.11.23	виконано
3	Методи розпізнавання й ідентифікації фармацевтичних виробів	21.11 – 30.11.23	виконано
4	Розробка програмного забезпечення для розпізнавання фармацевтичних виробів	01.12 – 14.12.23	виконано
5	Охорона праці	15.12 – 30.12.23	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	01.01 – 10.01.24	виконано
7	Подання роботи на перевірку Інтернет-сервісом Unichesk	11.01 – 14.01.24	виконано
8	Подання роботи на рецензію	15.01 – 18.01.24	виконано
9	Подання роботи на підпис зав. кафедри	19.01 – 22.01.24	виконано
10	Подання кваліфікаційної роботи в ЕК	23.01.24	виконано

Дата видачі завдання 6 листопада 2023р.

Студент _____ Худяков Ф. С.
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Аллахверанов Р. Ю.
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 99 с., 23 рис., 1 таб., 3 дод., 16 джерел.

ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ, РОЗПІЗНАВАННЯ ВИРОБІВ,
КОНВЕЄРНА ЛІНІЯ, МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ, КЛАСИФІКАТОР,
ДЕСКРИПТОР, ОБ'ЄКТНА МОДЕЛЬ, OPENCV

Об'єкт дослідження – розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії.

Предмет дослідження – програмне забезпечення для розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії.

Мета роботи – розробка програмного забезпечення для модуля розпізнавання фармацевтичних виробів за їх певними даними на конвеєрній лінії.

Проаналізовано технічне завдання, визначені основні вимоги програми, що розробляється. Досліджено методи розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії. Визначено оптимальний метод для бінарних зображень, заснований на опис виробів за допомогою дескрипторів кордонів. На основі методів були створено алгоритм побудови класифікатора та об'єктна модель. Був створений алгоритм для програмного засобу та відповідно нього реалізована робота програми і створена група класифікаторів відповідно заданим умовам. Було проведено розрахунки: ефективності пошуку та якості ідентифікації. Також було розраховано розмір зтиснення зображення. Розглянути питання з охорони праці в лабораторії, де виконувались дослідження з кваліфікаційної роботи.

ABSTRACT

Explanatory note: 99 pp., 23 fig., 1 tab., 3 supplement, 16 sources.

SOFTWARE, PRODUCT RECOGNITION, CONVEYOR LINE, RECOGNITION METHODS, CLASSIFIER, DESCRIPTOR, OBJECT MODEL, OPENCV

The object of the research is recognition of pharmaceutical products on the conveyor line.

The subject of research is software for recognizing pharmaceutical products on a conveyor line.

The purpose of the work is to develop software for a module for recognizing pharmaceutical products based on their specific data on the conveyor line.

The technical task was analyzed, the main requirements of the program being developed were determined. The methods of recognizing pharmaceutical products on the conveyor line were studied. The optimal method for binary images based on the description of products using boundary descriptors is determined. Based on the methods, a classifier construction algorithm and an object model were created. An algorithm was created for the software tool, and the work of the program was implemented in accordance with it, and a group of classifiers was created according to the given conditions. Calculations were made: search efficiency and identification quality. The size of the image compression was also calculated. To consider the issue of labor protection in the laboratory, where research on qualification work was carried out.

Я, як студент ХНУРЕ, розумію і підтримую політику закладу із академічної доброчесності. Я не надавав і не одержував допомогу під час підготовки кваліфікаційної роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

«23» січня 2024 р.



Худяков Ф. С.

ЗМІСТ

Перелік скорочень	9
Вступ	10
1 Аналіз сучасних систем обробки технічної інформації	12
1.1 Аналіз систем розпізнавання виробів	12
1.2 Аналіз розпізнавання зображень в Open CV	17
1.3 Аналіз розпізнавання зображень у MatLab	25
2 Методи розпізнавання та ідентифікації й їхнє використання у фармацевтичному виробництві	27
2.1 Методи опису виробів	27
2.2 Методи ідентифікації виробів	33
2.3 Існуючі системи технічного зору	36
3 Методи розпізнавання й ідентифікації фармацевтичних виробів	39
3.1 Модель відеосенсора	39
3.2 Передпроцесорна обробка відеоінформації	44
3.3 Адаптивне поліпшення якості зображення	49
3.4 Процес розпізнавання	56
3.5 Процес ідентифікації	66
4 Розробка програмного забезпечення для розпізнавання фармацевтичних виробів	78
4.1 Розробка класифікаторів для розпізнання виробів	78
4.2 Розробка програмного забезпечення	84
4.3 Розрахунок ефективності пошуку виробів	88
5 Охорона праці	91
5.1 Аналіз умов праці на робочому місці	91
5.2 Промислова безпека на робочому місці	91
5.3 Виробнича санітарія у приміщенні	94
5.4 Пожежна безпека приміщення	95

Висновки	96
Перелік джерел посилання	97
Додаток А Апробація результатів досліджень	100
Додаток Б Лістинг програми	109
Додаток В Демонстраційний матеріал	111

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

БД – база даних;

ЕОМ – електронна обчислювальна машина;

КЛ – конвеєрна лінія;

КПО – коефіцієнт природної освітленості;

ПЗ – програмне забезпечення;

ПЗС – прилад із зарядним зв'язком;

ПК – персональний комп'ютер;

СТЗ – система технічного зору;

СУ – система управління;

ТП – технологічний процес;

ФПВ – функція щільності розподілу ймовірностей.

ВСТУП

Широко розповсюджене застосування конвеєрних ліній (КЛ) на виробництвах різноманітного призначення обумовлене можливостями організації потокового виробництва. Воно характеризується розчленуванням виробничого процесу на окремі, відносно короткі операції, що здійснюються на спеціально обладнаних, послідовно розташованих робочих місцях і, відповідно, є прогресивним методом організації виробництва.

Автоматизація обліку руху та кількості виробів, які переміщуються конвеєрною лінією, є актуальною задачею, що можна реалізувати шляхом застосування різноманітних датчиків та засобів неруйнуючого контролю, зокрема, магнітний, акустичний, капілярний, радіаційний, радіохвильовий, вихровий, тепло струмовий, а також електричний та оптичний контроль.

Під час використання оптичних методів контролю перед розробниками таких систем важливою задачею є розробка відповідного програмного забезпечення, за допомогою якого здійснюється розпізнавання зображення, виділення на ньому потрібних елементів (виробів) та автоматизування їхніх обліків. Під час розробки таких програмних модулів доцільним є застосування вже наявних засобів, бібліотек та додатків, які дозволяють виконувати обробку та розпізнавання зображень для вилучення з відеоряду за необхідністю.

Відповідно до цього актуальність мети роботи полягає в розробці програмного забезпечення для модуля розпізнавання фармацевтичних виробів за їх певними даними на конвеєрній лінії.

Об'єктом розробки є процес розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії.

Предметом розробки є методи розпізнавання фармацевтичних виробів на конвеєрній лінії.

У процесі досягнення поставленої мети у кваліфікаційній роботі,

вирішуються завдання щодо:

- аналізу наявних методів розпізнавання й ідентифікації виробів;
- вибору найбільш придатних методів для їхньої реалізації у вигляді програмного комплексу;
- оптимізації програмної реалізації обраного алгоритму з огляду на наявні програмно-апаратні можливості.

Робота виконується згідно з [1-4], як складова наукових досліджень, які здійснюються на кафедрі КІТАР Харківського національного університету радіоелектроніки, результати дослідження опубліковані у [5].

1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ ОБРОБКИ ТЕХНІЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

1.1 Аналіз систем розпізнавання виробів

Системи розпізнавання складальних одиниць набули широкого розповсюдження, як системи підтримки процесів складання під час використання КЛ.

Застосування КЛ дозволяє організувати потокове виробництво – прогресивний метод організації виробництва, що характеризується розчленуванням виробничого процесу на окремі, відносно короткі операції, виконання яких здійснюється на спеціально обладнаних, послідовно розташованих робочих місцях – поточкових лініях, на прикладі фармацевтичної компанії «Дарниця».

Забезпечення автоматичного переміщення вироблених виробів уздовж ліній (конвеєра) отримало назву конвеєрне виробництво.

Оскільки ключовим елементом таких виробництв є конвеєр – машина безперервного транспорту, його призначення полягає у переміщенні сипучих, кускових або штучних вантажів.

У залежності від напрямку переміщення об'єктів конвеєри можна поділити на горизонтальні, вертикальні та похилі.

У залежності від типу вантажу – насипні та штучні.

У залежності від функцій виконання – транспортувальні, складальні та сортувальні.

У залежності від розміщення самого конвеєра чи його виробів – підлогові та підвісні.

У залежності від тягового органу – лінійні, ланцюгові, канатні, а також без тягового органу: гравітаційні, інерційні та гвинтові.

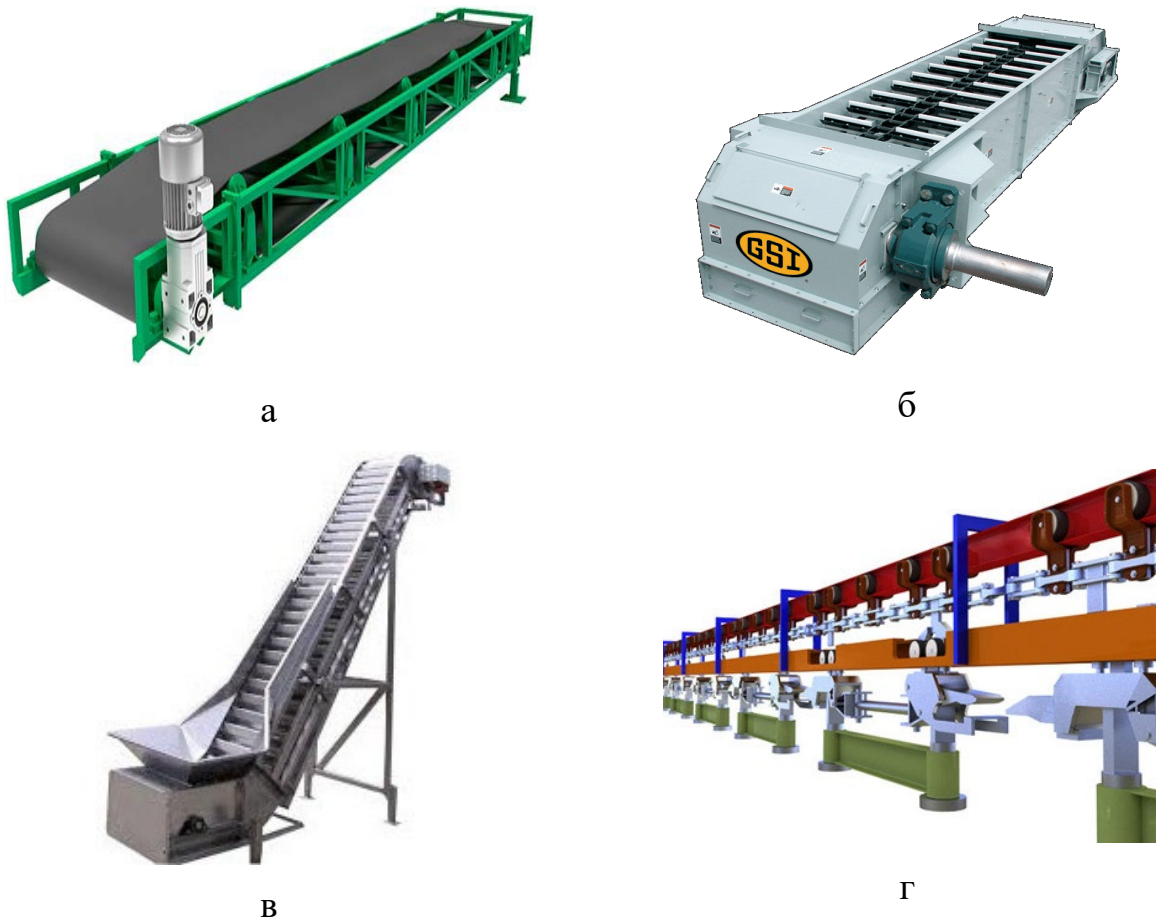
У залежності від вантажонесучої конструкції (з тяговим органом) –

лінійні, пластинчасті, гладкі, профільовані, колискові, кишенькові скребкові, ковшові.

У залежності від розташування робочого місця працівника:

- робочий (робоче місце працівника розташоване на конвеєрі – рухається разом із конвеєром),
- розподільний (місце роботи працівника фіксоване) [5].

На рисунку 1.1 наведено деякі типи конвеєрів.



а – лінійний конвеєр; б – скребковий конвеєр; в – ковшовий конвеєр;
 г – підвісний конвеєр

Рисунок 1.1 – Приклади конвеєрів

Контроль виробів на КЛ може проводитись за допомогою різноманітних засобів підсистем технологічного контролю. За датчики

наявності вантажу в даній підсистемі використовують контактні (датчики натискного типу) та безконтактні датчики. Як безконтактні датчики застосовують індуктивні, радіоактивні, ємнісні, а також фотоелектричні датчики.

Наявність вантажу на лінійних конвеєрах контролюється датчиками, що замикають електричний ланцюг за умови відхилення імпульсного приладу маси переміщуваного вантажу. Імпульсний елемент в окремому випадку може бути представлений як лопатка чи ролик. При певному навантаженні провисаюча гілка рухомої стрічки активізує обертання ротора датчика, вмикає сигналізацію та вимикає електропривід конвеєра. Під час транспортування штучних вантажів, за умови реалізації їхнього перевантаження з одного конвеєра на інший, відбувається контроль мінімально допустимих інтервалів між окремими вантажами [5].

До того ж, за допомогою засобів неруйнуючого контролю може здійснюватись аналіз руху складальних одиниць на конвеєрах.

Класифікація видів та методів неруйнівного контролю проводиться за такими ознаками:

- характером взаємодії фізичних полів або речовин з контрольованим об'єктом;
- первинними інформативними параметрами;
- способами отримання первинної інформації;
- способами подання остаточної інформації.

До основних видів неруйнівного контролю належать.

Магнітний вид неруйнівного контролю, що заснований на реєстрації магнітних полів розсіювання дефектів або магнітних властивостей контрольованого об'єкта. Його призначення полягає у контролі об'єктів із феромагнітних матеріалів.

Процеси намагнічування та перемагнічування феромагнітного матеріалу супроводжуються гістерезисними явищами. Властивості, над якими потрібно здійснювати контроль (хімічний склад, структура, наявність

несуцільності тощо), здебільшого, пов'язані з параметрами процесу намагнічування та петлею гістерезиса, вимірявши які, можна зробити висновок про наявність тих чи інших відхилень від заданих параметрів виробів.

Акустичний вид неруйнівного контролю засновано на реєстрації параметрів пружних коливань, які порушені в контрольованому об'єкті. Цей вид контролю є актуальним для всіх матеріалів, які дуже добре проводять акустичні хвилі: метали, кераміка, пластмаси, бетони тощо. Найбільшого поширення набув ультразвуковий метод, який разом із дефектоскопією дозволяє визначити неоднорідності структури, опрацювати механічні характеристики матеріалів, аналізувати напружений стан, а також вирішувати широке коло виробничих проблем контролю та діагностики. Паралельно з ультразвуковим існує метод акустичної емісії, а також вібраційний метод контролю тощо.

Капілярний контроль (контроль проникаючих речовин) базується на капілярному проникненні індикаторних рідин у порожнині поверхневих дефектів і реєстрації індикаторного рисунка (люмінесцентного, кольорового, контрастного). Ним користуються для виявлення невидимих і слабовидимих неозброєним оком поверхневих дефектів.

Радіаційний вид неруйнівного контролю базується на взаємодії проникаючого іонізуючого випромінювання та контрольованого об'єкта. З огляду на природу іонізуючого випромінювання види контролю мають певні підвиди: рентгенівський, гамма-, бета- (потік електронів), а також нейтронний методи. Такий вид неруйнівного контролю придатний для будь-яких матеріалів. Ключовим способом радіаційного (рентгенівського та гамма) контролю є метод проходження. Позитивні результати щодо використання цього методу з'являються за умови одностороннього доступу до об'єкта.

Радіохвильовий вид неруйнівного контролю засновано на реєстрації змін параметрів електромагнітних коливань, які взаємодіють із

контрольованим об'єктом. Як правило, використовують хвилі надвисокочастотного діапазону довжиною 1-100 мм і контролюють вироби з матеріалу, в яких радіохвилі не надто сильно загасають: діелектрики (пластмаси, кераміка, скловолокно), магнітодіелектрики (ферити), напівпровідники, тонкостінні металеві об'єкти.

Вихрострумний вид неруйнівного контролю засновано на реєстрації зміни взаємодії власного електромагнітного поля катушки з електромагнітним полем вихрових струмів, які наводяться цією катушкою в контрольованому об'єкті. Інтенсивність та розподіл вихрових струмів в об'єкті залежать як від його геометричних розмірів, електричних і магнітних властивостей матеріалу, так і від наявності в матеріалі порушень, взаємного розташування перетворювача й об'єкта. Вихрострумний вид неруйнівного контролю в різних варіантах використовують задля виявлення поверхневих і підповерхневих дефектів суцільності, контролю геометричних розмірів, структури, хімічного складу, внутрішньої напруги тільки електропровідних матеріалів.

Тепловий вид неруйнівного контролю засновано на реєстрації теплових полів, температури чи теплового контрасту контрольованого об'єкта. Він придатний до об'єктів з будь-яких матеріалів. Найбільш ефективним засобом безконтактного спостереження, реєстрації температурних полів і теплових потоків є сканувальний тепловізор.

Течошукування застосовують для виявлення тільки наскрізних дефектів у деталях та перегородках. До порожнини дефекту проникаюча речовина заходить як під дією різниці тисків, так і дією капілярних сил.

Електричний вид неруйнівного контролю засновано на реєстрації електричних полів та електричних параметрів контрольованого об'єкта (власне електричний метод) чи полів, які з'являються в контрольованому об'єкті через зовнішній вплив (термоелектричний і трибоелектричний методи). Первинними інформативними параметрами виступають електрична ємність або потенціал.

Оптичний вид неруйнівного контролю це один із найбільш універсальних методів, на базі якого контроль якості у суміжності з контролем розпізнавання виробів є найпростішим. Заснований він на взаємодії світлового випромінювання з контрольованим об'єктом. Використання інструментів (візуально-оптичний контроль) мікроскопи, типи луп, ендоскопи для огляду внутрішніх порожнин, проекційні пристрої для контролю форми виробів, спроектований у збільшеному вигляді на екрані, значно розширює можливості оптичного методу. Здебільшого оптичні методи активно застосовують для контролю прозорих об'єктів, в яких виявляють макро- і мікродефекти, структурні неоднорідності, внутрішню напругу (за обертанням площини поляризації). Застосування лазерів, гнучких світловодів, оптичної голографії, телевізійної техніки розширює сферу застосування оптичних методів, а також підвищує точність вимірювання [5,6].

Системи оптичного контролю – найбільш адаптивні. Принцип роботи таких систем реалізується шляхом розпізнавання та подальшої обробки зображень, які, в свою чергу, базуються на теорії розпізнавання образів. Дана теорія розвиває основи та методи класифікації й ідентифікації явищ, предметів, сигналів, процесів, об'єктів, ситуацій, які характеризуються кінцевим набором деяких властивостей та ознак [6].

1.2 Аналіз розпізнавання зображень в Open CV

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) називається бібліотека комп'ютерного зору, що має відкритий вихідний код. Іншими словами, бібліотека алгоритмів комп'ютерного зору, обробки зображень та чисельних алгоритмів загального призначення з відкритим кодом. Побудовано її на C/C ++, крім того, розробляється для Python, Java, Ruby, Matlab, Lua та інших мов. До того ж, може вільно застосовуватись в академічних і комерційних цілях – поширюється в умовах ліцензії BSD.

Її призначення полягає у загальній стандартизації інтерфейсу комп'ютерного зору для додатків в цій області, а також для сприяння збільшення кількості таких додатків і створення нових моделей використання [6].

OpenCV містить у собі основні функціональні можливості:

- введення/виведення зображень та відео. Такі функції дозволяють читати зображення з файлів або з відео-потоків, а також створювати відео та зображення;

- ключові алгоритми комп'ютерного зору й обробки зображень (засоби середнього та низького рівня API). Застосовуючи даний інтерфейс, можна експериментувати з більшістю стандартних алгоритмів комп'ютерного зору, для кодування яких необхідності немає. Мова йде про детектування перепадів, лінії та кути, апроксимація, еліпс, піраміди зображень для різномасштабної обробки, порівняння з еталоном (зіставлення зі зразком), різними варіантами перетворень (Фур'є, дискретне косинус-перетворення) тощо;

- модуль високорівневого комп'ютерного зору OpenCV містить декілька високорівневих можливостей, зокрема, оптичний потік (застосування руху камери для визначення тривимірної структури), калібрування камери та стереозору.

- методи штучного інтелекту (ШІ) та машинне навчання. Для додатків, які застосовують комп'ютерний зір, здебільшого потрібні методи машинного навчання чи інші методи ШІ. Деякі з них є доступними в пакеті OpenCV Machine Learning;

- складання вибірки зображення та перетворення виду. Іноді доцільно обробляти групу пікселів у вигляді блоку. До OpenCV належать функції для виділення областей зображення, зміни розміру, випадкової вибірки, обгортки, повороту та застосування ефектів перспективи;

- методи для створення й аналізу бінарних (двозначних) зображень. Бінарні зображення зазвичай використовуються в перевірочних системах, які

сканують на предмет дефекту форми або кількості частин. До того ж, бінарне представлення є зручним для фіксованого становища об'єкта.

- методи для обчислення тривимірної інформації. Такі функції є корисними для складання карт, а також виявлення за допомогою стереоснащення декількох зображень, які отримані однією камерою з різних точок перегляду;

- математичні функції для обробки зображень, комп'ютерного зору та інтерпретації зображень. OpenCV містить алгоритми лінійної алгебри, статистики та обчислювальної геометрії, що набувають частого застосування;

- графіка. Даний інтерфейс дозволяє малювати та писати текст на зображеннях. До того ж, такі функції придатні для маркування та створення різних знаків. Наведемо такий приклад, якщо ви пишете програму для детектування об'єкта, то не завадить написати на зображенні його розмір і положення;

- методи GUI. OpenCV містить власні функції щодо виведення вікон. Вони надають прості мультиплатформенні API для виведення зображень, допускають обробку дій миші та клавіатури, також реалізують елемент керування повзунком;

- структури даних та алгоритми. На основі цих функцій можна ефективно створювати великі списки, маніпулювати ними, послідовностями, графами, а також деревами;

- персистентність даних. Дані функції надають зручний інтерфейс для збереження різних типів даних на диск із подальшим їхнім відновленням [7].

Методи обробки зображень, які функціонують у бібліотеці OpenCV, можна розбити на три групи відповідно до повного циклу обробки зображень:

- методи попередньої фільтрації та підготовки зображення;
- методи логічної обробки результатів фільтрації;
- алгоритми прийняття рішень на базі логічної обробки.

До першої групи належать методи, що дозволяють виділити на

зображення потрібні області, без їхнього аналізу. Велика кількість цих методів використовує єдине перетворення на всі точки зображення. На рівні фільтрації не проводиться аналіз зображення, проте, точки, що проходять фільтрацію, можна розглядати як області з особливими характеристиками.

Найпростішим перетворенням можна назвати бінаризацію зображення за порогом (рисунок 1.2). Для RGB зображень, а також зображень у градаціях сірого порогу є значення кольору.



а – вихідне зображення; б – результат бінаризації

Рисунок 1.2 – Бінаризація зображень у Open CV

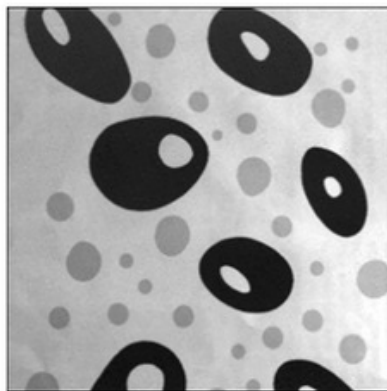
Класичні методи фільтрації з радіолокації й обробки сигналів успішно застосовуються в безлічі завдань розпізнавання образів. Традиційним методом у радіолокації, який майже не використовується в зображеннях у чистому вигляді, є перетворення Фур'є (рисунок 1.3). Його доцільно застосовувати для компресії зображень. Для аналізу зображень зазвичай не вистачає лише одновимірного перетворення, необхідно застосовувати більш ресурсоємнісне двовимірне перетворення.

Найпростіші приклади фільтрів, які реалізують підкреслення низьких частот (фільтр Гаусса), а також високих частот (ВЧ) (Фільтр Габора). Для кожної точки зображення потрібно вибрати вікно та перемножити з фільтром

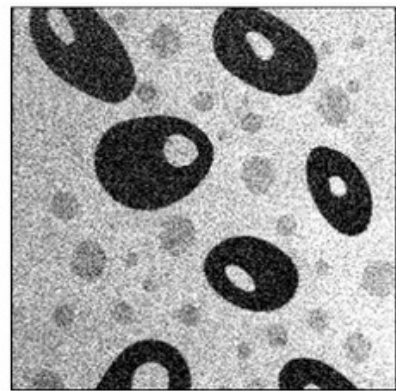
того ж розміру. Результат такої згортки – нове значення точки.

Використання для згортки з сигналом деяких довільних характеристичної функції називається «Вейвлет-перетворення». Вейвлет-аналізом є пошук довільного патерну на зображенні за допомогою згортки з моделлю цього патерну. Існує набір класичних функцій, які застосовують у вейвлет-аналізі, зокрема, вейвлет Хаара, вейвлет Морлі, вейвлет мексиканський капелюх тощо.

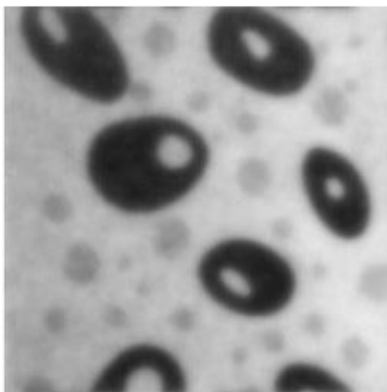
Класичні вейвлети у переважній більшості застосовуються для стиснення зображень чи для їхньої класифікації.



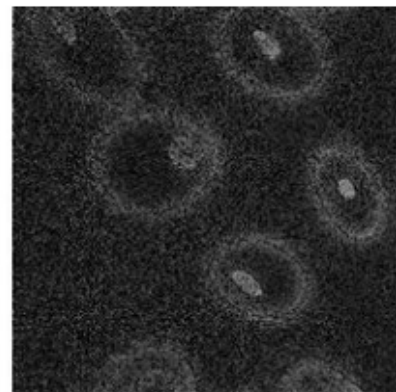
а



б



в



г

а – вихідне зображення; б – слабо зашумлене зображення; в – НЧ-фільтрація;
г – ВЧ-фільтрація

Рисунок 1.3 – Фільтрація зображень за методом Фур'є в Open CV

В основі вейвлетов лежить кореляція, що є незамінним інструментом під час фільтрації. Класичним застосуванням є кореляція відеопотоків для знаходження зрушень або оптичні потоки. Найпростіший детектор зсуву в якомусь сенсі теж є різницевим корелятором. Там, де відсутня кореляція зображення, відбувався рух (рисунок 1.4).



а



б

а – вихідне зображення; б – результат кореляції

Рисунок 1.4 – Кореляція зображень у Open CV

Окремим класом фільтрів можна назвати фільтрацію меж і контурів. Наявність контурів є доцільною, якщо ми хочемо перейти від роботи з зображенням до роботи з об'єктами на ньому. Коли об'єкт є досить складним, але добре виділяється, то найчастіше єдиний спосіб роботи з ним полягає у виділенні його контурів. Існує ціла низка алгоритмів, які вирішують задачу щодо фільтрації контурів:

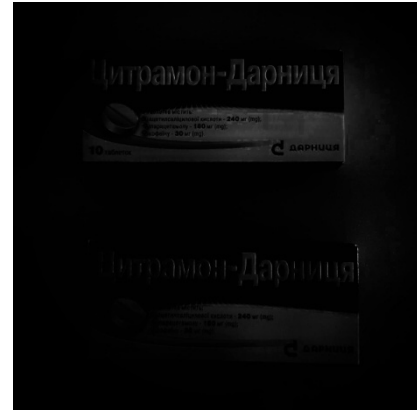
- оператор Кенні;
- оператор Собеля;
- оператор Лапласа;
- оператор Прюїтт;
- оператор Робертса;

Найчастіше застосовується оператор Кенні, що добре працює та реалізується в OpenCV. На рисунку 1.5 подано приклад застосування оператора Кенні для визначення контурів зображення.

Модифікації наведених фільтрів допомагають розв'язати 80-90 % завдань. Проте крім них є більш рідкісні фільтри, що використовуються в локальних завданнях.



а



б

а – вихідне зображення; б – результат фільтрації

Рисунок 1.5 – Фільтрація контуру в Open CV

Фільтрація дає набір для обробки даних. Однак просто взяти і використовувати ці дані без їхньої обробки найчастіше не можна.

Перехід від фільтрації до логіки здійснюється за допомогою методів математичної морфології. Фактично, це найпростіші операції нарощування й ерозії бінарних зображень. Такі методи дозволяють прибрати шуми з бінарного зображення, при цьому збільшивши або зменшивши наявні елементи. На основі математичної морфології діють алгоритми оконтурювання.

Отримані межі дуже просто перетворюються в контурах. Для алгоритму Кенні відбувається це автоматично. Інші ж алгоритми вимагають додаткової бінаризації. Отримати контур для бінарного алгоритму можна на прикладі алгоритму жука.

Контур – це унікальна характеристика об'єкта. Зазвичай це дозволяє ідентифікувати об'єкт за контуром. Існує потужний математичний апарат, який дозволяє це зробити – контурний аналіз.

Особливі точки є унікальними характеристиками об'єкта, що дозволяють зіставляти об'єкт сам із собою чи схожими класами об'єктів. Є кілька десятків способів, які дозволяють виділити такі точки. Деякі способи мають можливість виділяти особливі точки в сусідніх кадрах, деякі навіть через великий проміжок часу, також за умови зміни освітлення. Існують й такі способи, що дозволяють знайти особливі точки, які залишаються такими навіть за умови поворотів об'єкта.

Спочатку розглянемо методи, що дозволяють знайти особливі точки. Вони не такі стабільні, проте, швидко розраховуються. Далі опрацьовуються за зростанням складності:

У першому класі є особливі точки, що є стабільними протягом секунд. Такі точки необхідні для того, щоб вести об'єкт між сусідніми кадрами відео, або для відомості зображення з сусідніх камер. До них належать локальні максимуми зображення, кути на зображенні (кращим із детекторів, ймовірно є детектор Харіс), точки, в яких досягаються максимуми дисперсії, певні градієнти тощо.

У другому класі є особливі точки, що є стабільними за умови зміни освітлення та невеликих рухів об'єкта. Такі точки необхідні, в першу чергу, для навчання та подальшої класифікації типів об'єктів. Деякі з зазначених вище вейвлетов можуть виступати базою для таких точок. Зокрема, примітиви Хара, пошук відблиски, пошук іншої специфічної функції. До таких точок належать точки, знайдені методом гістограми спрямовані градієнти (HOG).

У третьому класі наявні стабільні точки. Методами цього класу є SURF і SIFT, які дозволяють знаходити особливі точки навіть за умов повороту зображення. Розрахунок таких точок виконується довше за інші методи, проте час досить обмежений.

Остання група безпосередньо з зображеннями не працює, а надає можливість приймати рішення за отриманими результатами [8].

1.3 Аналіз розпізнавання зображень у MatLab

Розпізнавання зображень у MatLab здійснюється за допомогою застосунків Image Processing Toolbox

Застосунок Image Processing Toolbox – набір функцій, які розширюють можливості числових обчислень у середовищі MatLab. Застосунок підтримує різні операції обробки зображень, зокрема:

- просторові перетворення зображень;
- ковзаючу і блокову обробку;
- морфологічні операції;
- аналіз і поліпшення зображень;
- відновлення зображень;
- лінійну фільтрацію різними фільтрами;
- видалення розмитостей;
- обробка області інтересу.

Алгоритм реалізації даного застосунку полягає в:

- інсталяції та конфігурації пристроїв захоплення зображень;
- отриманні інформації, що однозначно ідентифікує пристрої захоплення зображень в Image Acquisition Toolbox
- створенні вихідних об'єктів відеопослідовності;
- попередньому перегляді відеопослідовності (необов'язково);
- формуванні властивостей об'єктів захопленого зображення (необов'язково);
- захопленні даних зображення;
- очищенні даних.

З огляду на використання методів обробки зображень вони є аналогічними до тих методів, які використовуються в Open CV

Багато функцій програми наявні у системі MatLab як М-файли, в яких реалізовані найбільш відомі алгоритми обробки зображень. Крім того, існує можливість перегляду програмних кодів функцій, які реалізують дані

алгоритми.

Усі М-файли програми Image Processing Toolbox мають однакові властивості, тому можуть використовуватися в комбінації з М-файлами інших застосунків, на кшталт Signal Processing Toolbox і Wavelet Toolbox.

Image Processing Toolbox надає широкий спектр засобів для цифрової обробки й аналізу зображень. Оскільки він тісно пов'язаний із середовищем розробки застосунків MatLab, пакет Image Processing Toolbox звільняє користувача від проведення тривалих операцій кодування та налагодження алгоритмів, при цьому дозволяючи зосередити зусилля на розв'язанні основної практичної чи наукової задачі. MatLab та пакет Image Processing максимально пристосовані для розвитку, впровадження нових ідей та методів користувача. Для цього є набір сполучених пакетів, які спрямовані на розв'язання всіх можливих специфічних завдань, а також завдань нетрадиційної постановки.

Він автоматично дозволяє виявляти і конфігурувати відеотехніку, виконувати перегляд та захоплення зображень безпосередньо з середовища MatLab і Simulink.

Пакет підтримує більшість сучасних пристроїв, починаючи з веб-камер і фреймграбберів та закінчуючи високоточними промисловими відеокамерами, а також мікроскопами.

Image Acquisition Toolbox разом із Image Processing Toolbox – це закінчене середовище для розробки застосунків для роботи з зображеннями.

Разом вони сприяють:

- отриманню зображення та відео;
- візуалізації даних;
- розробці алгоритмів обробки та технології аналізу,
- створенню графічного інтерфейсу користувача.

Спільно з Simulink Image Acquisition Toolbox дає можливість моделювати вбудовані системи реального часу для обробки зображень [7].

2 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЇ Й ЇХНЄ ВИКОРИСТАННЯ У ФАРМАЦЕВТИЧНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

2.1 Методи опису виробів

Розпізнаванням називається процес розмітки сцени, що є проєкцію тривимірного робочого простору робота на площину об'єктива реєструвального пристрою – вебкамери. Під час розмітки відбувається виокремлення інформації відносно виробів, розташованих у полі зору вебкамери. Здебільшого в промислових системах вебкамери розташовують перпендикулярно до робочої поверхні розглянутих виробів, завдяки цьому досягається зменшення ймовірності перекриття одних виробів іншими. Зазначене спрощення призводить до зменшення варіації ознак у залежності від розташування вебкамери та полегшує процес сегментації й опису сцени в цілому [8].

Розпізнавання є найбільш складним процесом, оскільки тісно пов'язаний з методами попередньої обробки зображення. Зазвичай якість розпізнавання залежить від ефективності великої кількості процесів, починаючи від процесу введення зображення та закінчуючи формуванням ознак об'єкта. Найбільш важливою задачею під час розпізнавання є задача опису властивостей об'єкта – дескрипторів, необхідних для подальшої ідентифікації об'єкта [8].

Природньо з задачею розпізнавання постає задача ідентифікації виробів, тобто процес, тісно пов'язаний з розпізнаванням, який полягає в об'єднанні всієї отриманої інформації від процесу розпізнавання в єдине ціле для класифікації об'єкта. Значна кількість відомих методів не проводить чіткої межі між процесом розпізнавання та ідентифікацією, оскільки визначення ознак відбувається за рахунок модифікації вихідного зображення [9].

Кінцева мета розпізнавання сцени полягає в процесі формування дескрипторів для виробів сцени. Дескриптори – це структури опису властивостей об'єкта. Опис – основний результат під час конструювання СТЗ, оскільки дескриптори мають впливати не тільки на складність алгоритмів розпізнавання, але і на їхню роботу. Визначають три основні категорії дескрипторів: дескриптори границі, дескриптори області, дескриптори для опису тривимірних структур.

Дескриптори границі містять низку найпоширеніших методів: ланцюгові коди, сигнатури, апроксимацію багатокутниками, дескриптори Фур'є.

Ланцюгові коди використовують для подання границі як послідовності відрізків прямих ліній певної довжини та напрямку. За основу цього уявлення взято 4- або 8-зв'язкову решітку. Напрямки кожного відрізка задаються обраним кодом, а довжина – здатністю решітки. Для створення ланцюгового коду заданій межі спочатку вибирається решітка. Якщо площа осередку, розташованої усередині границі, більше визначеного числа, відповідно, їй присвоюється значення 1; в іншому випадку – значення 0. У зазначеному методі провідне місце належить процедурі розбиття межі об'єкта на складові частини. Недолік методу полягає в тому, що ланцюговий код даної границі залежить від початкової точки. Проте деякі розробники СТЗ для цього методу використовують нормування, обходячи, таким чином, даний недолік [5, 9].

Сигнатури – це одномірне функціональне представлення границі. Найпростіший спосіб створення сигнатур полягає у побудові відрізка з центру до границі як функції кута. Такі сигнатури залежать від периметра області та початкової точки відрізка. Використання такого дескриптора границі можливо тільки за умови його нормування. Безпосереднє застосування сигнатур не є можливим, оскільки кілька сигнатур для різних виробів повинні бути помітними. Найбільшого поширення для введення параметрів відмінності набув спосіб опису сигнатур за допомогою

обчислення її моментів. Доцільністю застосування такого дескриптора є одержання вихідних даних, тобто одномірних функцій, які простіше обробляти у процесі опису об'єкта.

Ще одним видом розкладання межі об'єкта в дескриптор є її представлення у виді багатокутників, іншими словами, апроксимація багатокутниками. Під час застосування цифрової обробки зображення границю об'єкта можна апроксимувати із довільною точністю. Апроксимація багатокутниками є точною для замкнутої границі, тоді, коли число сегментів у багатокутнику дорівнює числу точок границі, отже, кожна пара сусідніх точок визначає сегмент багатокутника. Мета такої апроксимації полягає в якісному визначенні форми кордону за допомогою мінімального числа багатокутних сегментів. Тривалий час практичне застосування даного методу було неможливим через складність задачі й обмеженості ресурсів обчислювальних засобів СТЗ. Із появою апаратних засобів відтворення графічної інформації даний метод було оптимізовано і апаратно реалізовано. Максимальне застосування отримав алгоритм побудови тріангуляції Делоне [9], за основу якого взяти принцип апроксимації багатокутниками безлічі точок межі об'єкта. Поряд із алгоритмом тріангуляції Делоне використовують і значно простіші алгоритми: найменшого периметра, інтуїтивного об'єднання та розбиття [5].

Під час побудови СТЗ основна вимога завжди полягає у гнучкості системи. Наведені вище дескриптори границі об'єкта практично складно генерувати автоматично при навчанні нового об'єкта. Оператор повинен проводити коректування дескрипторів вибірки навчання, що вводяться до загальної бази даних СТЗ з метою подальшого процесу ідентифікації. Переналаштування СТЗ на розпізнавання нових виробів найчастіше пов'язується з тривалим процесом виведення подібних дескрипторів окремо для кожного нового об'єкта, проте, гнучкість всієї системи знижується.

Розв'язання задачі автоматичного формування дескрипторів об'єкта, виходить за рахунок застосування математичного апарату розкладання

сигналу на ряд Фур'є – отримання дескрипторів Фур'є. Дескриптори Фур'є розраховуються на комплексній площині, в якій кожна точка (x, y) границі відповідає комплексному числу $(x+j\cdot y)$. Послідовність з M точок границі подається як функція, що має перетворення Фур'є $F(u)$, $u=0, 1, 2, \dots, M-1$. Якщо M є цілим числом (ступенем 2), $F(u)$ обчислюється за допомогою алгоритму швидкого перетворення Фур'є. Зазначений метод набув широкого поширення завдяки тому, що для подальшої ідентифікації істотно різних форм здебільшого необхідно лише кілька перших компонентів $F(u)$; перетворення Фур'є легко нормується для розміру, повороту, а також початкової точки границі; для зміни розміру контуру достатньо помножити компоненти перетворення Фур'є на константу, що внаслідок лінійності перетворення Фур'є еквівалентне множенню кордону на один і той же множник; поворот на кут θ виконується шляхом множення елементів $F(u)$ на $\exp(j\theta)$. Цей метод реалізовано в більшості промислових СТЗ на основі оптичних обчислювальних засобів. Зазначимо, що це дорогі системи, тому обмежується область їхнього застосування (системи навігації бойових ракет дальньої дії, авіаційних чи космічних систем) [9].

З розвитком електронних обчислювальних засобів, а також засобів реєстрації зорової інформації все більше розробників і дослідників СТЗ почали застосовувати інформацію не тільки про форму об'єкта, але і про характеристики його обмежувальної області: текстури, скелета об'єкта тощо. Хоча дескриптори границі об'єкта, що розглянуті вище, становлять певну інформацію про об'єкт роботизації та можуть застосовуватись для опису області об'єкта, проте, вони не дають повної картини розпізнавання сцени, на відміну від дескрипторів області.

У разі, якщо об'єкти розпізнавання відрізняються один від одного настільки, що для їхньої подальшої ідентифікації достатньо лише кількох основних дескрипторів, можна використати такі дескриптори, як: площа об'єкта, периметр його області, велика та мала осі об'єкта, зв'язність окремих областей одного об'єкта.

Якщо об'єкти є подібними по зображенню границями, але різними за характером поверхнями, то можливе використання дескрипторів текстури. Дескриптор текстури не отримав формального визначення – це, скоріш за все, інтуїтивний опис поверхні (шорсткість, однорідність, регулярність). На практиці використовують два підходи для отримання дескриптора текстури об'єкта: структурний та статистичний. Структурні методи дають можливість встановити взаємне розташування елементарних частин образу, зокрема, опис текстури, що базується на регулярному розташуванні паралельних ліній. Статистичні методи окреслюють такі характеристики: однорідність, зернистість, шорсткість, візерунок тощо. [6, 9].

Найпростішим методом, який набув широкого розповсюдження в системах, пов'язаних з обробкою виробів на основі текстури, є метод із застосуванням моментів гістограми інтенсивності області об'єкта. Такий метод використовують для дискретизованого зображення, що представляється інтенсивністю окремої точки зображення – пікселем. На першому етапі реалізовується знаходження гістограми інтенсивності області об'єкта. На другому – проводиться обчислення моментів (до шостого ступеня) відносно середнього значення інтенсивності області. Дескриптор, який побудовано за цим методом, містить: другий момент – дисперсію інтенсивності області об'єкта, що представляє міру контрасту інтенсивності та використовується в подальшому для опису однорідності поверхні об'єкта; третій момент, який подано як міру асиметрії гістограми, а четвертий – міра її відносної рівності. П'ятий та шостий моменти представляють швидше практичний інтерес, оскільки їх не так легко зв'язати з формою гістограми, однак вони дають визначену кількісну інформацію щодо виду текстури об'єкта. Зазначений метод знайшов практичне застосування під час ідентифікації шорсткуватих виробів на ділянках зборки виробів. За наявності в базі даних значної кількості подібних виробів такий метод використовується в модифікованому виді, зокрема, під час аналізу текстури об'єкта розглядається не тільки розподіл інтенсивності, але і взаємне

розташування пікселів із рівними або майже рівними значеннями інтенсивності.

Серед структурних методів отримання дескрипторів області звернемо увагу на метод, який засновано на отриманні опису області у виді графа – скелета області, іншими словами, схема області. У даному методі для отримання скелета використовують велику кількість алгоритмів проріджування, зокрема, перетворення середніх осей, алгоритм Накаша та Шінгала, хвильовий метод [12]. Зазначені алгоритми проріджування пов'язують свою роботу з бінарним зображенням, яке вимагає в разі поступового зображення його попередньої обробки.

Одним із найшвидших і простих процедур проріджування є алгоритм, який було розроблено Накаши та Шінгалом. Цей алгоритм засновано на поняттях зв'язності пікселів зображення; проріджування виконується на основі обчислення логічної функції на образі вікна зображення. Вибір зв'язує логічні функції, проводиться на основі інтуїтивно введених функцій наслідків об'єднання та розриву.

Хвильові алгоритми часто застосовуються для визначення мінімальної відстані між об'єктами в просторі (оптимізаційні алгоритми комп'ютерної графіки), а в СТЗ їх використовують для реалізації функції проріджування. У вихідній точці генерується хвиля, що розповсюджується за певними законами, пройдені точки позначаються номером кроку. Після досягнення цільової точки процес закінчується. Номер кроку, що позначає цільову точку, буде відстанню від вихідної до цільової точки. Побудова скелета в даному разі зводиться до виділення відрізків і місць їхнього з'єднання з занесенням знайдених даних до результуючого графа. Виділення проводиться за допомогою аналізу шляху проходження хвилі, з позначкою пройденого шляху (для запобігання подвійного проходження хвилі по зображенню). До результуючого графа скелета зображення заносяться середні точки для кожної генерації хвилі. Зі зменшенням кількості точок під час руху хвилі проводиться аналіз переміщення середньої точки останньої генерації хвилі,

отже, до графа заносяться тільки точки, в яких відбуваються зміни напрямку руху середньої точки. Методи скелетизації дають позитивні результати при роботі з бінарними зображеннями сцени, проте, їхнє застосування для обробки градаційних зображень обмежується похибками при бінаризації області об'єкта. Зазначимо, що скелет області безпосередньо не може бути використаний для подальшого процесу ідентифікації, тому вимагає застосування додаткових алгоритмів опису отриманого скелета. З розробкою задач автоматичного розпізнавання друкованих текстів, зазначений вище алгоритм було модифіковано для розпізнавання рукописних і друкованих текстів [12].

З появою засобів введення та обробки потокового цифрового відео застосовують метод, який засновано на отриманні опису виробів у виді інваріантних до перетворень переміщення, повороту та зміни масштабу моментів. Використання такого дескриптора в потоковому відео є більш доцільним, оскільки скорочується час на обробку окремо взятого кадру потокового відео. Метод реалізується на моментах до третього порядку. Обмеження є експериментальним, тому що обчислення моментів більш високого порядку вимагає значних обчислювальних засобів. На базі лише нормованих центральних моментів 2-го та 3-го порядків виводяться набори інваріантів моментів. Найбільш практичними стали сім інваріантів моментів, які в літературі набули назви Ху-дескрипторів (HU-descriptors) [12].

2.2 Методи ідентифікації виробів

Сучасні методи ідентифікації поділяють на дві основні категорії: теоретичні та структурні. Теоретичні методи ґрунтуються на кількісному описі ідентифікованих виробів сцени. Структурні – засновані на використанні символічних описів та зв'язків між ними. Зазначені категорії методів активно використовують для ідентифікації образів двовимірних виробів [12].

Найпростішим серед теоретичних методів ідентифікації виробів вважається метод вирішальних функцій. Він передбачає, що перед процесом ідентифікації виконувалось проведення процесу розпізнавання (процес опису об'єкта), за результатами якого на етапі навчання було отримано вектор, а саме моделі об'єкта з дійсними компонентами:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \quad (2.1)$$

де x_i – i -ий дескриптор даного об'єкта.

Якщо задано M класів виробів w_1, w_2, \dots, w_m , то задачею ідентифікації є визначення M вирішальних функцій $d_1(x), d_2(x), \dots, d_m(x)$, таких, які для будь-якого модельного вектора x^* , що належить класу w_i , виконуються нерівності:

$$\begin{cases} d_i(x^*) > d_j(x^*) \\ j = 1, 2, \dots, M, \quad j \neq i. \end{cases} \quad (2.2).$$

Метод дає можливість провести робастну ідентифікацію об'єкта. Його, зазвичай, використовують для виробів, які мало подібні між собою. У разі схожості виробів метод може призвести до помилкової ідентифікації. Як нерівності, використовують різні їхні модифікації, що залежать від конкретної системи розпізнавання та наявних дескрипторів виробів. На основі зазначеного методу також будуються кореляційні методи розпізнавання, в яких процедури розпізнавання та ідентифікації об'єднуються в єдину процедуру – знаходження підобраза на більшому образі. Знаходження підобраза виконується за рахунок обчислення коефіцієнта кореляції, що може набувати вид відносного відхилення гістограми інтенсивностей підобраза від гістограми інтенсивностей поточного підобраза зображення сцени. Цей метод є чутливим до масштабування, повороту.

Найчастіше реалізується в системах пасивної навігації, розпізнавання заданих ділянок місцевості на карті під час аерофотозйомки, ділянки роботизованого збирання з точним позиціонуванням виробів.

Ще одним теоретичним методом вважається метод потенційних функцій. Спочатку його було запропоновано для розв'язання задач навчання ідентифікації образів, а з часом цей метод узагальнили та реалізували для більш широкого кола задач, які пов'язані з відновленням та апроксимацією функцій. Метод є подібним до згаданого вище методу, проте, має більш високі показники якості ідентифікації виробів. За основу методу взято геометричну інтерпретацію задачі ідентифікації, що полягає в поданні зображень у виді векторів у просторі вхідних сигналів. Це дає можливість представити задачу ідентифікації як звичайну апроксимаційну. Під час процесу навчання показуються точки, а також повідомляються значення функції в них. Необхідно відновити функцію у всьому просторі запропонованих значень у процесі роботи методу. Алгоритми методу потенційних функцій ґрунтуються на основній гіпотезі про характер функцій, які поділяють множини, що відповідають різним об'єктам [10].

Теоретичні методи ідентифікації засновані на кількісних моделях виробів, які нехтують геометричними параметрами, що властиві формі виробів. Структурні методи ідентифікації, на противагу теоретичним методам, застосовують ці параметри для опису ідентифікаційної моделі об'єкта.

За основу структурних методів розпізнавання образів взято декомпозицію об'єкта на складові його елементарних примітивів. У зазначених методах більш прийнятним є застосування дескрипторів кордону, що, як було вказано вище, виражає розбиття границі на елементарні частини з власними властивостями ідентифікації. Таке представлення даних використовують у найбільш простому методі – методі підбору індексів кордонів. У даному випадку межа об'єкта – це ланцюговий код. Він складається з відрізків кордону, що мають різні спрямованості. Для процесу

ідентифікації будується дерево та матриця схожості. Дерево схожості – це ієрархічне розбиття форм відрізків у залежності від розташування в границі об'єкта. Загальна база даних еталонних виробів при цьому набуває виду шляхів слідування відрізків, які становлять межі окремого об'єкта. Метод використовують у системах із дискретними датчиками позиціонування для плоских виробів.

Більш ресурсоемними методами ідентифікації вважаються синтаксичні методи, що містять процеси розпізнавання (опису) та ідентифікації. Найпростішими елементами в методі можна назвати описи межі об'єкта на рівні зв'язків її точок. Відповідно до цих зв'язків будуються правила відновлення межі об'єкта, тобто граматики. Для завдання еталонного об'єкта з граматик створюються пропозиції, що описують границю даного об'єкта. Цей метод позитивно працює за умови опису скелета області в базі даних еталонних виробів у виді однієї чи декількох пропозицій.

Опрацьовані методи розпізнавання та ідентифікації активно використовуються в різних СТЗ. Вони надають можливості щодо створення гнучких перепрограмованих або самонавчальних систем розпізнавання для промислових та непромислових систем автоматизації діяльності людини в різних галузях науки та техніки.

2.3 Існуючі системи технічного зору

Створення власної модуля розпізнавання та ідентифікації виробів робочого простору потребує вивчення аналогічних систем, оскільки розробки в даній галузі повинні бути спрямовані на модифікацію наявних методів або на створення абсолютно нових для роботи модуля в цілому. Під час дослідження існуючих розробок визначаються характеристики класичних методів обробки зорової інформації, а також їхні позитивні та негативні сторони.

Зазвичай модуля подібного класу розробляються великими

корпораціями для власних промислових потреб. Відповідно, такі розробки часто бувають вузькоспеціалізованими. Даний факт є значною проблемою під час портуванні подібних систем в умови середніх і малих підприємств. Більшість підприємств й нині застосовує старі моделі СТЗ, які зарекомендували себе як надійні засоби автоматизації виробництва.

Однією з тих, які були розроблені досить давно та з успіхом застосовується в робототехніці, є СТЗ «Autoview» фірми British Robotic Systems (Великобританія). Система створена на базі спеціалізованого процесора LSI 11-13, який здатний у реальному масштабі часу аналізувати зображення розміром 256×256 (256 градацій яскравості). Алгоритми роботи базуються на безпосередній взаємодії автоматизованої системи розпізнавання виробів із розпізнаваним об'єктом, який переміщається перед об'єктивом статично закріпленої камери, задля ідентифікації та подальшої обробки об'єкта. Автоматизована система розпізнавання виробів забезпечує позиціонування виробу з похибкою не більше $\pm 0,5\%$. Областю застосування є ділянки автоматичного складання виробів. Недолік системи полягає у статичному розташуванні камери, що позначається на вимогах, які висуваються до робочого простору СТЗ [12].

Інше застосування СТЗ – це технологічні ділянки сортування, що проходять по конвеєру виробів. СТЗ подібного класу розроблено фірмою Optical Recognition Systems (США). Така система використовується на ділянках сортування пачок сигарет. У ній використовується інформація про кольорову гаму пачок. Інформація піддається модифікованому алгоритму гістограмного згладжування, за рахунок якого забезпечується швидке виділення країв виробів, із подальшою їхньою ідентифікацією за колірною гамою.

Використання автоматизованої системи розпізнавання виробів, які устатковані СТЗ, не обмежується виробничими приміщеннями підприємств. СТЗ – це апаратно-програмний комплекс, розроблений на базі персонального комп'ютера та двох статично закріплених відеокамер. У системі

застосовуються методи розпізнавання на основі особливих точок об'єкта. До недоліків системи належить відсутність вебкамер і, як наслідок, високі технічні вимоги до робочого простору промислових роботів.

Найбільш перспективною та багатообіцяючою областю застосування СТЗ є зорове зчутливлення мобільних роботів. Тут позначаються відмінності мобільних роботів від статично встановлених: можливість вільно переміщатися в виробничому приміщенні. Область їхнього застосування є найбільш обширною: транспортні операції в межах цеху, космічні, підводні, геологічні дослідні роботи тощо. У таких системах характеристики швидкості СТЗ є критичними, у зв'язку з тим, що вона повинна забезпечувати розпізнавання та ідентифікацію виробів навколишнього середовища за час менший, ніж 1/30 секунди [12].

3 МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ Й ІДЕНТИФІКАЦІЇ ФАРМАЦЕВТИЧНИХ ВИРОБІВ

3.1 Модель відеосенсора

Методи розпізнавання й ідентифікації – це засоби, що значно залежать від технічних характеристик використовуваного відеосенсора. Характеристики відеосенсора впливають безпосередньо на необхідні параметри ліній зв'язку відеосенсора – обчислювальний пристрій – продуктивність застосовуваних обчислювальних засобів. До того ж, значно впливає розмірність простору, в якому виконується процес розпізнавання.

Під час побудови модуля розпізнавання й ідентифікації не можна залишати без уваги чинник спільності виробів, з якими проводиться робота. Чинник спільності можна окреслити як міру подібності помітних підсистемою характеристик безлічі еталонних виробів. Ігнорування даного чинника під час реалізації методів розпізнавання й ідентифікації призводить до обмеження галузі застосування створюваної модуля. Подальше збільшення важливості чинника (збільшення коефіцієнта подібності виробів-еталонів) може призвести до повної невідповідності системи вимогам технологічного процесу. Зменшити вплив чинника спільності можна лише шляхом збільшення рівня гнучкості складових модуля компонент: відеосенсора, обчислювача, процедур розпізнавання й ідентифікації.

Компоненти модуля, що необхідно окремо розглядати й аналізувати, – це відеосенсор і застосовувані методи розпізнавання й ідентифікації виробів. Окремо розглядати обчислювач не потрібно, оскільки сучасні обчислювальні засоби різноманітні за структурною реалізацією, проте, за обчислювальною потужністю та наявними в них інтерфейсів обміну можуть застосовуватись практично у будь-якому методі аналізу зорової інформації.

Візуальну інформацію можна реєструвати різноманітними апаратними

засобами. Розроблено безліч апаратних методів для отримання відеоінформації. Значна кількість методів обробки зорової інформації маніпулює даними в цифровому виді. Отже, створення сучасної модуля розпізнавання й ідентифікації виробів практично неможливо без цифрового подання вихідної інформації. Масштаб реального часу функціонування модуля можна оптимально організований шляхом використання сучасних засобів, які паралельно з реєстрацією зорової інформації здійснюють її перетворення на цифровий вид – прилади із зарядним зв'язком (ПЗЗ). Усі сучасні телевізійні камери побудовані на базі ПЗЗ-матриць. Світло, що падає на матрицю, викликає накопичення в кожному осередку матриці електричного заряду, пропорційного освітленості цього осередку. Такий електричний заряд періодично зчитується послідовно з усіх осередків матриці та перетворюється на відеосигнал, який і виводиться на інтерфейс обміну ЦК. Поверхня ПЗЗ-матриці містить безліч світлочутливих осередків пікселів (їх, як правило, від 270000 до 440000). Чим більша кількість пікселів, тим зображення стає більш якісним та чітким. Більшість відеокамер у даний час створені на основі матриць фірм Sony, Samsung и Sharp [13].

Стан ринку ПЗЗ-матриць такий, що розробка власного відеосенсора на основі ПЗЗ-матриці економічно не є вигідною, оскільки вартість таких матриць в одиничних партіях у порівнянні з серійними випусками вебкамери буде значно вищою. Таким чином, за приклад відеосенсора в роботі було використано серійну кольорову ЦК виробництва фірми DEXXA. Можливості такої вебкамери обмежені роздільною здатністю вихідного потоку цифрового зображення: 640×480 , 320×240 . Дане обмеження вимагає вивчення питання про вибір його оптимального значення.

Звернемо увагу на абстрактну модель безперервного потоку відеоінформації, що надходить на відеосенсор. Дискретизоване безперервне зображення можна подати як матрицю з N рядів та M стовпців. Кожна дискретна величина проквантовано за інтенсивністю (24 біт на колір окремого пікселя). Подібне абстрактне представлення можна записати як

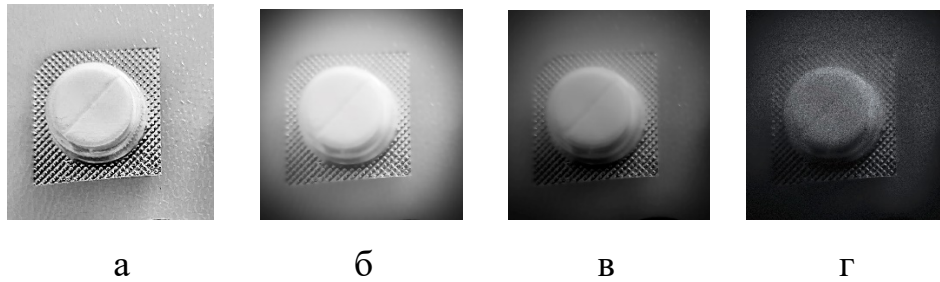
формулу:

$$Q(x, y) = \begin{bmatrix} Q(0,0) & Q(0,1) & \dots & Q(0, M-1) \\ Q(1,0) & Q(1,1) & \dots & Q(1, M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Q(N-1,0) & Q(N-1,1) & \dots & Q(N-1, M-1) \end{bmatrix}, \quad (3.1)$$

де x, y – дискретні змінні величини ($x=0, 1, 2, \dots, N-1; y=0, 1, 2, \dots, M-1$).

На рисунку 3.1 подано вихідні зображення з камери роздільною здатністю 320×240 (а), 160×120 (б) та рівнем квантування за інтенсивністю 24 біта на колір. З рисунка видно, що дискретизація зображення з градаціями сірого практично не вносить відчутних змін (як виняток – незначне розмиття границі та поява мізерного шахового розташування пікселів рисунок 3.1, б). На відміну від попереднього ефекту дискретизації, зменшення рівня квантування зображення до 256 біт призводить до значного погіршення зображення (рисунок 3.1, в). Особливу увагу слід звернути на відношення сигнал/шум вебкамери, який є причиною високих піків на зображенні (рисунок 3.1, г) та призводить до необхідності фільтрації відеоінформації.

Значна кількість методів розпізнавання працює з проєкціями виробів на площину. Процес щодо проєктування виробів сцени на площину об'єктива камери вносить низку похибок (зміна масштабу, криві зрушення, зсув). Їх необхідно враховувати під час вибору методу розпізнавання чи під час встановлення обмежень, які висувають до розміщення СТЗ. Похибки, зазвичай, пов'язані з перетворенням тривимірних декартових координат об'єкта на двовимірні координати площині об'єктива вебкамери (операції масштабування, зсуву, повороту), що вимагає використання одного з алгоритмів нормалізації зображення. Під нормалізацією, в даному прикладі, слід розуміти процедуру компенсації перетворень, які зв'язують еталонні та вхідні зображення.



а – вихідне зображення з камери роздільністю 320×240 ; б – вихідне зображення з камери роздільністю 160×120 ; в – зменшення рівня квантування зображення з камери роздільністю 320×240 до 256 біт; г – зменшення рівня квантування зображення з камери роздільністю 160×120 до 256

Рисунок 3.1 – Ефекти дискретизації та квантування зображення

Нормалізація може бути як технічною, так і алгоритмічною. Технічна нормалізація реалізується шляхом зміни параметрів СТЗ, на кшталт, зміною просторового розташування ЦК відносно виробів робочого простору, в силу яких було здійснено зміну вихідної цифрового запису відеоінформації. Алгоритмічна нормалізація – це процедура, виконання якої забезпечує приведення цифрового зображення до форми, що відповідала б найбільше реальній формі виробів під час проведення технічної нормалізації, при цьому не змінюючи параметри СТЗ. Алгоритмічна нормалізація вимагає теоретичного висновку групи нормалізаторів для кожного нового класу виробів-еталонів. Модель представлення об'єкта, для якого виводиться нормалізатор, при цьому спрощується. Це нерідко призводить до непридатності отриманого нормалізатора для практичної реалізації.

Важливий момент у моделі відеосенсора полягає в його розташуванні відносно зони розташування виробів. Установка сенсора статично під кутом 90° до площини робочого столу створює безліч обмежень для схеми керування: поява додаткових «мертвих» зон (де не допускається знаходження маніпулятора робота); ускладнення траєкторії під'їзду до ідентифікованого об'єкта; зменшення робочого простору СТЗ.

Раніше вже зазначали, що алгоритмічна нормалізація є більш ресурсномісткою та не завжди може бути побудованою для групи перетворень. Таким чином, розміщення відеосенсора на рухомій платформі є доцільним, що значно економить обчислювальні ресурси та скорочує процес ідентифікації об'єкта. Тут можна застосувати технічну нормалізацію, яка в цьому випадку проводиться за рахунок розташування вебкамери в положенні, що є перпендикулярним площині робочого столу. Перпендикулярне розташування ЦК обґрунтовано, перш за все, характером можливих геометричних перетворень, які виникають під час огляду сцени. Отже, це перетворення масштабу, повороту (за винятком повороту осі Z вебкамери відносно площини XU (рисунок 3.2)) та зміщення.

Позиціонування відеосенсора паралельно до осі Z дозволяє скоротити кількість можливих перетворень афінної групи, що, перш за все, пов'язані з перекриттям одного об'єкта іншим за рахунок товщини виробів. Технічна нормалізація обмежена лише кутом повороту відносно площини XU . Таке обмеження вимагає відповідної роботи модуля: при запиті про початок процесу сканування сцени між зазначеними вище площинами повинен дотримуватися кут рівний 90° .

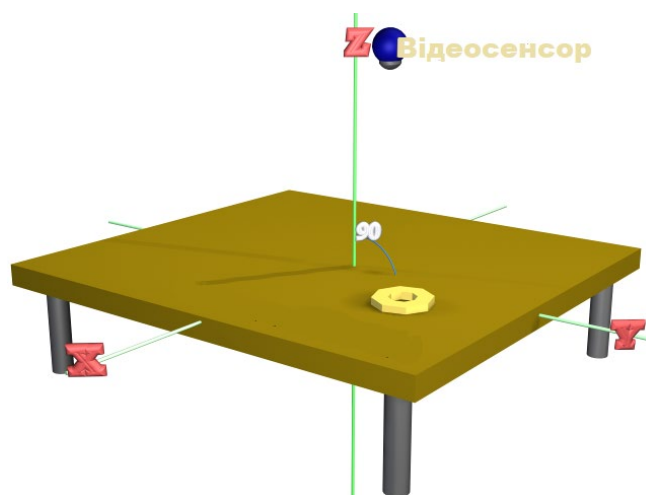


Рисунок 3.2 – Просторове розташування вебкамери

3.2 Передпроцесорна обробка відеоінформації

Опрацьована модель відеосенсора, як було зазначено вище, має низку істотних обмежень. При виборі методу розпізнавання, перш за все, цікавить відношення шум/сигнал та вплив виду освітленості робочого простору. Розглянемо відношення шум/сигнал вебкамери. Рисунок 3.1, г ілюструє ставлення шум/сигнал. На рисунку зафіксовано зображення об'єкта, що потребує розпізнавання та ідентифікації. Тут дане відношення набуває певних складнощій: високі сплески інтенсивності області об'єкта; засвічування ділянок об'єкта при перевищенні кута падіння променів світла, в результаті чого відбувається помилкове ставлення ділянки об'єкта до фону; наочно проглядається вплив виду освітленості та його спрямованість (помітні тіні від об'єкта). Таким чином, безпосереднє застосування методів розпізнавання не є неможливими, оскільки потрібна передпроцесорна обробка методами фільтрації.

Є два підходи до процесу фільтрації відеоінформації [12]: перший з них засновано на методах просторової області, а другий – на методах частотної області.

Методи просторової області оперують безпосередньо з сукупністю пікселів, які створюють зображення. У цьому випадку функція передпроцесорної обробки в просторовій області буде виглядати так:

$$g(x, y) = h[Q(x, y)], \quad (3.2)$$

де $Q(x, y)$ – вхідне зображення від відеосенсора;

$g(x, y)$ – вихідне зображення, що поступає на процес розпізнавання;

h – оператор функції Q , визначений у деякій області (x, y) .

За основу підходу взято процес перегляду вихідного зображення за допомогою накладання на нього вікна-фільтра з центром в точці (x, y)

обчислюється на кожному кроці оператор h для поточного положення вікна. Форми вікон не регламентуються методом, тому можуть бути як квадратними, так і круглими. Останній вид вікон доволі специфічний, отже, вимагає великих обчислювальних ресурсів (витрат на виконання операції розкладання кругового вікна на оригінальному документі) при проходженні зображення за квадратне вікно тієї ж розмірності. Найефективнішими масками для їхнього застосування в масштабі реального часу є квадратні вікна розмірністю 3×3 , 4×4 . На рисунку 3.3, а подано вихідне зображення, а на рисунку 3.3, б – застосування квадратної маски 3×3 :

$$Mask(x, y) = \begin{bmatrix} -(x-1, y-1) & -(x, y-1) & -(x+1, y-1) \\ -(x-1, y) & 10(x, y) & -(x+1, y) \\ -(x-1, y+1) & -(x, y+1) & -(x+1, y+1) \end{bmatrix}. \quad (3.3)$$



а

б

а – вихідне зображення сцени; б – зображення, піддане фільтрації маскою 3×3

Рисунок 3.3 – Зображення сцени

Математичний опис процесу можна представити так:

$$g(x, y) = Mask(x, y) \cdot Q(x, y). \quad (3.4)$$

Як видно з рисунка 3.3, б, розглянутий метод дозволяє підкреслити межі об'єкта, але при цьому через жорсткий поріг фільтрації виникає локальна пульсація.

Підхід, який працює з частотною областю, подає зображення як сукупність комплексних пікселів у виді перетворення Фур'є [10]. Результатом такого перетворення є сума синусоїда. Теорія рядів Фур'є спрямована на безперервні функції, проте, узагальнення цієї теорії на дискретний випадок дає можливість фільтрувати зображення оптимально. Перетворення Фур'є є цікавим з точки зору того, що його дискретне перетворення можна звести до реалізації певної маски на зображенні, що наділене кращими фільтрувальними характеристиками, ніж просторовий метод. Однак це перетворення можливо застосовувати безпосередньо і для опису границі об'єкта.

Дискретну функцію однієї змінної $Q(x)$, $x = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, можна представити у виді ряду [19]:

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} Q(x) e^{-\frac{j2\pi ux}{N}}, \quad (3.5)$$

де u – частотна змінна ($u = 0, 1, \dots, N-1$); $j = \sqrt{-1}$.

Зворотне перетворення Фур'є від $F(u)$ відновлює функцію $Q(x)$:

$$Q(x) = \sum_{u=0}^{N-1} F(u) e^{\frac{j2\pi ux}{N}}. \quad (3.6)$$

Вирази (3.5) та (3.6) є парою перетворення Фур'є. Пряме їхнє використання зіштовхується з високими вимогами щодо ресурсів обчислювача, оскільки потрібно $\sim N^2$

Безпосереднє застосування виразів (3.5) та (3.6) не є можливим. Їх замінюють швидкими двовимірними перетвореннями Фур'є (число операцій скорочено до $N \log_2 N$):

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} Q(x, y) e^{-\frac{j2\pi(ux+vy)}{N}}, \quad (3.7)$$

де $u, v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$.

Відповідно, зворотнє двовимірне перетворення матиме вид:

$$Q(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{\frac{j2\pi(ux+vy)}{N}}, \quad (3.8)$$

де $x, y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$.

Дескриптори Фур'є, що є описом межі об'єкта у виді розкладання в ряд Фур'є, демонструють прийнятний засіб одночасної фільтрації зображення й описи його межі, якщо об'єкти є досить помітними. В іншому разі дескриптор повинен містити значну кількість елементів розкладання, що позначається на часі обробки кадру відеоінформації та, відповідно, на швидкості ідентифікації малопомітних виробів сцени. Зауважимо, що оптимальна реалізація даного підходу сприяє використанню спеціалізованих обчислювальних засобів.

Розглянуті нами два підходи – це узагальнені методи фільтрації відеоінформації. Їхнє застосування в робототехніці сформувало модифіковані методи фільтрації.

Отримані експериментальні знімки виробів робочого простору (рисунки 3.1-3.3) мають ділянки пікового зростання інтенсивності пікселів. Фільтрація подібного зображення з використанням класичного методу просторової області бажаних результатів не дає, через те, що метод не

враховує інтенсивності пікселів всього зображення. Отже, класичний метод потребує відповідної модифікації – реалізації згладжування зображення [11].

Для зображення, що представлено функцією інтенсивності, $Q(x, y)$ процес згладжування можна описати функцією $g(x, y)$ вида:

$$g(x, y) = \frac{1}{\Sigma} \sum_{(n, m) \in P} Q(x, y), \quad (3.9)$$

де Σ – загальне число точок в окрузі;

P – безліч координат точок в околиці точки (x, y)

Формула (3.9) дає можливість отримати згладжене зображення $g(x, y)$, інтенсивність якого в кожній точці (x, y) дорівнює усередненому значенню інтенсивності пікселів функції $Q(x, y)$, що містяться в заданому окрузі точки (x, y) .

Наявність розпливчастих кромek (рисунок 3.1, б) полягає у принциповій складності за умови усереднення круга. Цю розпливчастість можна зменшити, використовуючи вихідні дані до формули (3.9). Щоб розв'язати задачу усунення, можна застосувати метод усередненої фільтрації: інтенсивність кожного пікселя у формулі (3.9) замінюється середнім значенням інтенсивності в заданому окрузі пікселя. Експериментальна реалізація зазначеного методу дає результати, що зображено на рисунку 3.4 (за вихідне зображення взято на рисунку 3.3, а). Головна перевага цього методу – це вирівнювання інтенсивності пікселей зображення, що виділяються з інтенсивністю їхніх сусідніх точок.

Отримане зображення, має більш чіткі границі, а також відсутні ділянки особливих сплесків інтенсивності точок.



Рисунок 3.4 – Результати застосування усередненої фільтрації

3.3 Адаптивне поліпшення якості зображення

Аналіз методів фільтрації зображення вказує на неможливість усунення таких ефектів як тіні, відблиски, наявність яких обумовлена нерівномірністю освітлення зони виробів і відсутністю в окреслених методах автоматичної адаптації до змінювальних рівнів освітленості. Можливість компенсації ефектів затінення та відблисків на зображенні є вирішальною для виконання подальшого опису виробів сцени.

У моделі відеосенсора потік відеоданих приходить попіксельно. Такий спосіб отримання відеоінформації було використано для розв'язання задачі автоматичної адаптації до змінювального рівня освітленості. З метою оцінки загального рівня інтенсивності окремо взятого кадру зображення потоку відеоінформації доцільно використати гістограму інтенсивності зображення. Гістограма інтенсивності зображення – це функція щільності розподілу ймовірностей (ФПВ) появи значення інтенсивності для точок зображення [12].

Обґрунтуємо обрану кількісну оцінку кадру зображення для безперервного виду, після чого поширимо теорію на дискретний випадок. Припустимо, що r – нормалізована безперервна змінна, що знаходиться в діапазоні значень $0 \leq r \leq 1$. Для будь-якого r на інтервалі $[0, 1]$ виконується перетворення виду

$$s = T(r), \quad (3.10)$$

яке окреслює значення інтенсивності s для значення кожного пікселя в вихідному безперервному кадрі зображення. З'являється вимога, щоб функція перетворення $T(r)$ задовольняла таким умовам:

- $T(r)$ – однозначна та монотонно зростаюча функція на інтервалі $0 \leq T(r) \leq 1$;
- $0 \leq T(r) \leq 1$ для $0 \leq r \leq 1$.

Перша вимога виключає перехід з чорної шкали інтенсивності до білої, а друга – гарантує знаходження інтенсивності зображення в діапазоні від 0 до 1 для всіх значень пікселів. Така функція може мати вид, що зображено на рисунку 3.5.

Змінні інтенсивності r та s квантуються на інтервалі $[0, 1]$ випадковим чином і, таким чином, можуть характеризуватися відповідними ФПВ $p_r(r)$ та $p_s(s)$. Ключова тональність зображення залежить від виду ФПВ

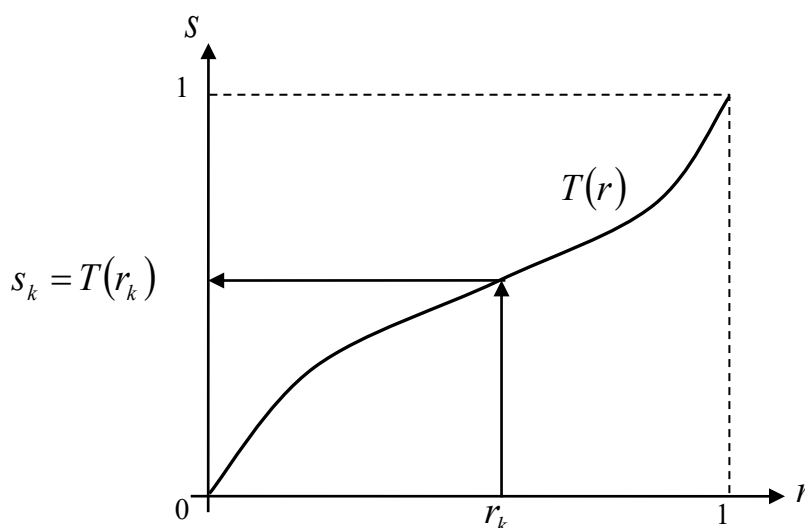


Рисунок 3.5 – Функція перетворення інтенсивності

Із теорії ймовірності виходить, що, якщо $p_r(r)$ та $T(r)$ відомі функції, а $T^{-1}(r)$ – задовольняє першій умові, то ФПВ перетвореної інтенсивності

матиме вид:

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \frac{dr}{ds} \right]_{r=T^{-1}(s)}. \quad (3.11)$$

Припустимо, що задана функція перетворення у виді виразу (3.12).

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(w) dw, \quad 0 \leq r \leq 1, \quad (3.12)$$

де w – допоміжна змінна інтегрування.

Права частина рівняння (3.12) визначається як інтегральна функція розподілу $p_r(r)$, що задовольняє дві вище зазначені умови, похідна з s від r для даної функції перетворення визначається виразом:

$$\frac{ds}{dr} = p_r(r). \quad (3.13)$$

Підставляючи вираз (3.13) для ds/dr в рівняння (3.11), отримаємо рівномірну щільність на інтервалі існування перетворюваної змінної s (формула 3.14).

$$p_s(s) = \left[p_r(r) \frac{1}{p_r(r)} \right]_{r=T^{-1}(s)} = [1]_{r=T^{-1}(s)} = 1, \quad 0 \leq s \leq 1 \quad (3.14)$$

Результат (формула 3.14), який було отримано, не залежить від зворотної функції перетворення, він є дуже важливим, оскільки аналітичне визначення $T^{-1}(s)$

нову ФПВ, й не буде залежати від форми $p_r(r)$. Дана властивість є ідеальною для автоматичної корекції зображення. Основний вплив розглянутого перетворення полягає у вирівнюванні розподілу інтенсивностей. Даний метод прийнятий базовим для поліпшення якості зображення і далі буде модифікований з урахуванням специфіки розв'язуваних задач щодо розпізнавання та ідентифікації.

Опрацьований доказ було проведено для безперервного зображення. Для використання в цифровій обробці його потрібно сформулювати в дискретній формі. Інтенсивності розглянутих дискретних величин ймовірності задаються співвідношенням:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad 0 \leq r_k \leq 1, \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (3.15)$$

де L – кількість дискретних рівнів інтенсивності;

$p_r(r_k)$ – оцінка ймовірності інтенсивності;

r_k, n_k – число появ даної інтенсивності на зображенні;

n – число пікселів на зображенні.

Дискретна форма рівняння (3.12) має вид:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (3.16)$$

де $0 \leq r_k \leq 1$ и $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$.

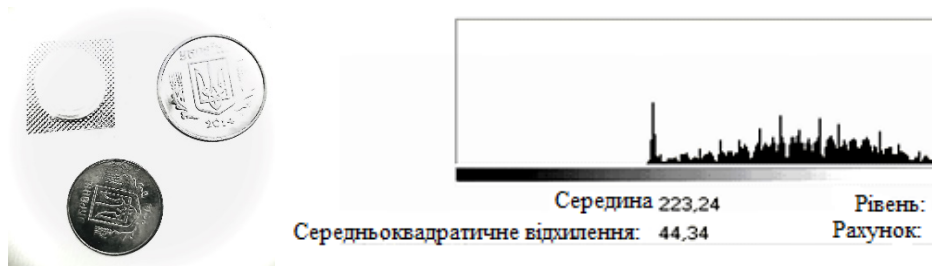
Зворотне дискретне перетворення матиме вид:

$$r_k = T^{-1}(s_k), \quad 0 \leq s_k \leq 1, \quad (3.17)$$

Метод гістограмного вирівнювання є зручним для автоматичної

корекції, оскільки він заснований на функції перетворення, крім того, однозначно визначається за допомогою гистограми вихідного зображення. Проте даний метод обмежений через те, що в ньому використовується тільки функція гістограмної лінеаризації. Цього недостатньо, коли вихідна інформація є бажаною формою вихідної гистограми. Узагальнимо гістограмний спосіб на випадок отримання зображення з гистограмою певної інтенсивності. Гістограмне вирівнювання – це окремий випадок цього методу.

Розглянемо метод гістограмного вирівнювання відповідно до зображення сцени, знятої за допомогою вебкамери (рисунок 3.5). Вислідне зображення подано на рисунку 3.6, а, а на рисунку 3.6, б – вислідна гистограма зображення. З рисунка видно, що збільшена загальна інтенсивність зображення, у зв'язку з цим відбулося «розкриття» частини зображення та з'явилася більш чітка межа об'єкта, що представлений зверху (гайка).



а – вислідне зображення гістограмного вирівнювання;

б – гистограма вирівняного зображення

Рисунок 3.6 – Результати застосування методу гістограмного вирівнювання

Корекція тіні відбулася, проте форма об'єкта залишилася нечіткою. Це відбулось тому, що даний метод є обмеженим застосуванням тільки лінеаризації. За наявності бажаної гистограми (отриманої після внесення об'єкта-еталона до бази даних СТЗ), хотілося б на виході фільтра отримати зображення з подібною гистограмою. Для розв'язання цієї проблеми,

узагальнимо розглянутий раніше метод, на випадок отримання вихідного зображення зі задалегідь заданою гістограмою.

Виконаємо узагальнення для безперервного зображення. Припустимо, що $p_r(r)$ та $p_z(z)$ – відповідно вихідна та задалегідь задана ФПВ інтенсивності. Для формалізації розв'язуваної задачі також припустимо, що задане зображення з першої гістограми вирівняно за допомогою рівняння (3.12). Якщо бажане зображення було доступне, відповідно, його рівні інтенсивності також могли б вирівнятись із застосуванням функції перетворення виду:

$$v = G(z) = \int_0^r p_z(w)dw. \quad (3.18)$$

У даному випадку зворотне перетворення $z = G^{-1}(v)$ відновлювало б бажані початкові рівні інтенсивності. Це твердження є лише гіпотезою, тому що z – це те, що хотілося б отримати в результаті. Проте $p_s(s)$ та $p_v(v)$ будуть ідентичними рівномірними густинами, тому що використання рівнянь (3.12) та (3.18) забезпечує рівномірну щільність незалежно від форми ФПВ під інтегралом. Іншими словами, якщо замість використання в зворотному перетворенні застосовувати зворотні рівні s , отримані з вихідного зображення, то вислідні рівні $z = G^{-1}(s)$ будуть мати бажану ФПВ $p_z(z)$. Розглянувши всі вироблені припущення про те, що $G^{-1}(s)$ є однозначною функцією, алгоритм можна узагальнити таким чином [10-12]:

- рівні інтенсивності вихідного зображення вирівняти за допомогою рівняння (3.12);
- визначити бажану ФПВ інтенсивності і отримати функцію перетворення $G(z)$, застосовуючи при цьому рівняння (3.18);
- виконати зворотне перетворення $z = G^{-1}(s)$ до рівнів інтенсивності зображення з рівною за пунктом 1 гістограмою.

Цей алгоритм дає вихідне зображення із заданою наперед ФПВ інтенсивності.

Два, необхідні для визначення гістограми перетворення $T(r)$ та $G^{-1}(s)$, можна об'єднати в одне [12]:

$$z = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(r)], \quad (3.19)$$

яке зв'язує r з z .

Вид рівняння (3.19) демонструє, що вихідне зображення не потребує точного гістограмного вирівнювання для визначення гістограми. Потрібно тільки, щоб функція $T(r)$ залежала і пов'язувалася з $G^{-1}(s)$ одним перетворенням, може застосовуватись безпосередньо до вихідного зображення. Найбільша складність полягає у використанні двох перетворень або їхнього спільного виразу (3.19) для безперервних змінних через аналітичне визначення зворотної функції. У разі дискретизованого зображення ця проблема спрощується завдяки порівняно невеликій кількості окремих рівнів, що робить реальним підрахунок і зберігання інформації про кожне можливе ціле значення пікселя.

Поширимо розглянутий алгоритм для дискретного випадку:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j), \quad (3.20)$$

$$G(z_i) = \sum_{j=0}^i d_z(z_j), \quad (3.21)$$

$$z_i = G^{-1}(s_i), \quad (3.22)$$

де $p_r(r_j)$ – обчислюється з вихідного зображення;

$p_z(z_j)$ – необхідна форма.

Даний метод найбільш популярний на стадії передпроцесорної обробки відеоінформації. Порівняльний аналіз методів, використаних на зазначеній стадії, дозволяє стверджувати, що даний метод надає великі можливості для усунення небажаних ефектів на зображенні. Метод є простим у програмній реалізації, не вимогливим до обчислювальних ресурсів, у більшості випадків дозволяє усунути ефекти відблисків і тіней на об'єктах. До недоліків даного методу належить підвищення вимог до оперативної пам'яті обчислювача за умови збільшення числа квантування інтенсивності зображення.

3.4 Процес розпізнавання

Процес розпізнавання виконується після закінчення передпроцесорної обробки зображення. Передбачається, що на попередньому етапі зображення піддавалося такому комплексу перетворень, що у разі, якщо ідентифікований об'єкт є об'єктом, якому належить безліч виробів з бази даних, то метод розпізнавання повинен відокремити об'єкт із максимально наближеними властивостями до об'єкта-еталона бази даних виробів.

Під час опрацювання плоских виробів, найпростішим методом є використання на етапі відділення області зразка від фону робочого столу, методу сегментації, що ґрунтується на зв'язності точок області об'єкта. Метод застосовує поняття зв'язності точок. Для визначення зв'язності точок області доцільно залучити алгоритм 8-ми зв'язності (рисунок 3.7). Під час ітеративного проходження зображення, значення інтенсивності точки, що на рисунку позначена чорною крапкою, спочатку порівнюється з граничним значенням відношення об'єкт/фон. Далі проглядаються сусідні точки, а після цього на підставі інформації про зв'язності проводиться формування контуру.

Використання зазначеного методу формування границі пов'язується безпосередньо з отриманням дескриптора границі. Дескриптор границі – це найбільш примітивний спосіб формування ідентифікованої ознаки об'єкта.

Дескриптори даного типу розрізняються лише за видом внутрішнього представлення даних про об'єкт. Існує три види подання даного дескриптора: ланцюгові коди, сигнатури та апроксимація багатокутниками.

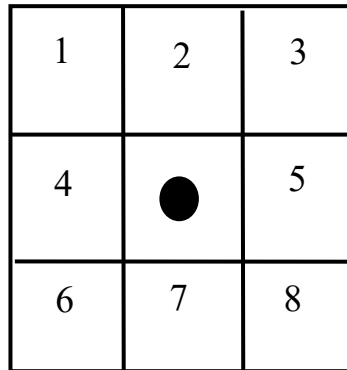


Рисунок 3.7 – Зв'язність точок

Ланцюгові коди – це послідовності спрямованих відрізків прямих ліній. Довжина кожного відрізка визначається здатністю решітки, а напрямки – обраним кодом. У даному дескрипторі є найменший розмір елементарного уявлення границі (найбільш компактний): для надання всіх напрямків у 4-направленому ланцюговому коді досить 2 біт, а для подання 8-спрямованого ланцюгового коду – 3 біт. Використання даного дескриптора обмежено бінарними зображеннями. Отже, обмеження є основною причиною непридатності цього опису в системах із поступовим зображенням. До того ж, цьому сприяє й такий чинник, в якому під час бінаризації досить складного об'єкта з'являється безліч дрібних відрізків, які складно описати при великій роздільній здатності. Ще одним аспектом щодо неактуальності даного дескриптора є залежність його структури від початкової точки розкладання на ланцюговий код, а також відсутність інваріантних властивостей – повороту, масштабу.

Різновид уявлення границі об'єкта називається сигнатури, тобто одномірне функціональне уявлення границі. Існує кілька способів щодо створення сигнатур. Найпоширенішим є алгоритм розкладання межі об'єкта в полярній системі координат, у якій початок координат збігається з центром

ваги границі, що описується. В даному випадку сигнатура подається як залежність межі об'єкта від кута (рисунок 3.8).

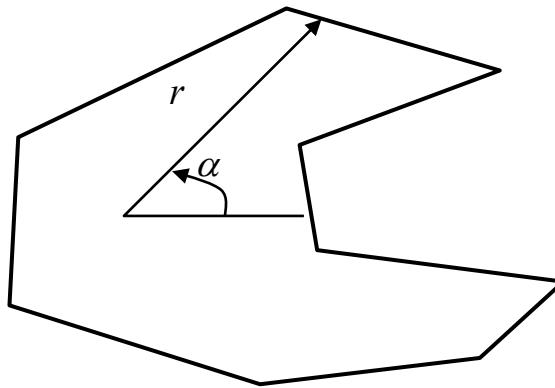


Рисунок 3.8 – Формування сигнатури об'єкта

Як видно, такий дескриптор залежить від периметра області та початкової точки. Обмеження можна прибрати шляхом нормування зазначених параметрів. Отримана сигнатура як ознака об'єкта не може бути застосована безпосередньо, а повинна бути описана додатково. Здебільшого застосовуємо метод опису сигнатури додатково моментами [12]. Дескриптор можна використати для бінарного представлення межі об'єкта та він є непридатним для поступового уявлення за однотипним обмеженням.

Дискретну межу з довільною точністю можна апроксимувати багатокутниками. У замкнутій кривій апроксимація є точною тоді, коли число багатокутників дорівнює числу точок кордону, таким чином, кожна пара сусідніх точок визначає сегмент багатокутника. Дескриптор, отриманий за допомогою подібної апроксимації, подається як якісне визначення форми межі об'єкта за допомогою мінімального числа багатокутних сегментів. Пряме розв'язання такої задачі нетривіальне та зводиться до ітеративного пошуку, що потребує великих тимчасових витрат. Проте деякі підходи щодо розв'язання задачі апроксимації є доволі простими. Одним із підходів реалізації даного методу є метод, який ґрунтується на визначенні багатокутників із мінімальним периметром. Межа об'єкта вкладається в

$\sqrt{2}d$, де d – відстань між пікселями. Також існує ще низка алгоритмів апроксимації багатокутниками межі об'єкта, функція яких полягає у зведенні опису до отримання набору багатокутників. Такого роду апроксимація має більш точнішу альтернативу за методи отримання дескрипторів межі. Кінцевий опис теж потребує подальшої обробки. Отриманий у ході апроксимації багатокутниками дескриптор НЕ інваріантний до поворотів та масштабів об'єкта, що за умови використання мобільної камери виключає можливість застосування його в системі, що розробляється.

З усього класу дескрипторів межі, можна відокремити найбільш інформативний і універсальний – дескриптор Фур'є, що вже розглядався нами раніше, як засіб фільтрації зображення. Були визначені властивості перетворення Фур'є, що інваріантно до поворотів, масштабування, зміщення. Недоліками даного дескриптора назвемо складність обчислень та збільшення кількості складових ряду Фур'є за умови зменшення відстані в ознаках виробів-еталонів.

Процес розпізнавання в робототехніці обмежений у часі, за який необхідно пройти весь цикл обробки кадру потоку відеоінформації. До того ж, СТЗ повинна виробляти не тільки внутрішній опис, який використовується для власне процесу ідентифікації, а й обчислювати просторові характеристики ідентифікованого об'єкта. Клас дескрипторів межі не дозволяє отримувати безпосередньо подібні характеристики об'єкта.

Актуальними дескрипторами для робототехніки є дескриптори області. Вони подібні до розглянутих вище дескрипторів межі, проте орієнтовані на обчислення характеристик області об'єкта. Після його опису останні забезпечують можливість отримати просторові параметри даного об'єкта:

площу, центр ваги, периметр, орієнтацію тощо.

Припустимо, що в зображенні існує тільки один об'єкт. Якщо відомо характеристичну функцію інтенсивності об'єкта $q(x, y)$, то площу об'єкта можна розрахувати таким чином:

$$A = \iint_I q(x, y) dx dy, \quad (3.23)$$

де I – вся область зображення.

Вираз (3.23) подається як момент нульового порядку, що є базовим під час обчислення дескрипторів об'єкта на основі інваріантів моментів. Загальний вираз для моменту запишемо у виді [11-14]:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q Q(x, y), \quad (3.24)$$

де x, y – координати точки;

p, q – ступінь моменту.

Нижче наведемо аналіз методу опису на базі інваріантів моментів. Слід зазначити, що існує низка інших методів, які засновані на дескрипторах області, зокрема, скелетизації області об'єкта, використання інформації про текстуру. Такі методи виконують більш якісний опис об'єкта, проте, ігнорують просторові характеристики. Таким чином, їхнє застосування в підсистемі розробляється, бо потребують додаткових витрат часу на визначення необхідних для просторових характеристик. Як буде доведено далі, дескриптори інваріантів моментів дозволяють адекватно описати плоский об'єкт, використовуючи при цьому його просторові характеристики.

Паралельно розглянемо такий просторовий параметр об'єкта, як геометричний центр, який є центром мас однорідної фігури тієї ж форми, що і об'єкт. Центр мас визначається точкою, в якій концентрується вся маса

об'єкта без зміни його першого моменту відносно будь-якої осі. У двовимірному випадку перший момент відносно осі x розраховується за формулою (3.25), а відносно осі y – за формулою (3.26).

$$\bar{x} \iint_I q(x, y) dx dy = \iint_I x q(x, y) dx dy, \quad (3.25)$$

$$\bar{y} \iint_I q(x, y) dx dy = \iint_I y q(x, y) dx dy, \quad (3.26)$$

де (\bar{x}, \bar{y}) – координати геометричного центру.

Припустимо, що площа об'єкта ніколи не дорівнює нулю, тоді запишемо вираз для обчислення геометричного центру об'єкта:

$$\left. \begin{aligned} \bar{x} &= \frac{\iint_I x q(x, y) dx dy}{\iint_I q(x, y) dx dy} \\ \bar{y} &= \frac{\iint_I y q(x, y) dx dy}{\iint_I q(x, y) dx dy} \end{aligned} \right\} \quad (3.27)$$

Знання геометричного центру можна назвати інформативною характеристикою за умови, що об'єкт є симетричним, однак у разі витягнутості об'єкта з якоїсь осі для захвату об'єкта з'являється необхідність у чомусь більш інформативному – орієнтації об'єкта.

У робототехнічних додатках опису виробів, як правило, за вісь, уздовж якої витягнутий об'єкт, приймають вісь мінімального другого моменту [11-14]. Вона становить двовимірний аналог осі найменшої інерції. Для пошуку цієї осі потрібно знайти пряму, для якої інтеграл від квадратів відстаней до точок об'єкта буде мінімальним і матиме такий вид:

$$E = \iint_I r^2 q(x, y) dx dy, \quad (3.28)$$

де r – відстань уздовж перпендикуляра від точки з координатами (x, y) до розшукуваної прямої.

Положення прямої на площині можна задати двома параметрами, – відстанню ρ від початку координат до прямої та кутом θ між прямою та віссю x , вимірюного проти годинникової стрілки. Ці параметри за умов зрушення та поворотів змінюються безперервно. Застосовуючи ці параметри, рівняння прямої запишемо у виді $x \sin \theta - \cos \theta + \rho = 0$. Найближча до початку координат точка прямої матиме координати $(-\rho \sin \theta, \rho \cos \theta)$. Параметричне рівняння для точок розшукуваної прямої можна записати таким чином:

$$\left. \begin{aligned} x_0 &= -\rho \sin \theta + s \cos \theta \\ y_0 &= \rho \cos \theta + s \sin \theta \end{aligned} \right\}, \quad (3.29)$$

де s – відстань уздовж прямої, що відраховується від найближчої точки до початку координат.

Для обчислення відстані r від кожної даної точки об'єкта з координатами (x, y) , потрібно знайти найближчу до неї точку на прямій (x_0, y_0) (рисунок 3.9).

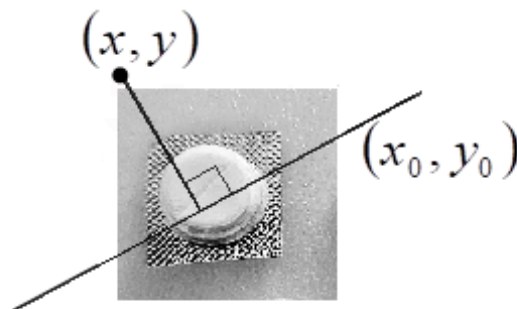


Рисунок 3.9 – Вісь об'єкта

Тобто $r^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2$. Підставивши сюди значення x_0 та y_0 з параметричних рівнянь, отримаємо $r^2 = (x^2 + y^2) + \rho^2 + 2\rho(x \sin \theta - y \cos \theta) - 2s(x \cos \theta + y \sin \theta) + s^2$. Продиференціювавши за s та прирівнявши результат нулю, отримаємо вираз $s = x \cos \theta + y \sin \theta$. Підставивши цей вираз до формули (3.29), отримаємо:

$$r^2 = (x \sin \theta - y \cos \theta + \rho)^2. \quad (3.30)$$

Зробимо мінімізацію інтеграла [13]:

$$E = \iint_I (x \sin \theta - y \cos \theta + \rho)^2 q(x, y) dx dy. \quad (3.31)$$

Диференціювання за ρ та прирівнювання отриманого виразу нулю призводять до рівняння виду:

$$A(\bar{x} \sin \theta - \bar{y} \cos \theta + \rho) = 0, \quad (3.32)$$

де (\bar{x}, \bar{y}) – координати геометричного центру.

Отриманий результат свідчить про те, що вісь мінімального другого моменту проходить через геометричний центр об'єкта. Отже, правильним є такий вираз:

$$E = m_{20} \sin^2 \theta - m_{11} \sin \theta \cos \theta + m_{02} \cos^2 \theta. \quad (3.33)$$

Диференціювання виразу (3.33) за θ та прирівнювання отриманого виразу до нуля, дає можливість отримати остаточний вираз для визначення орієнтації об'єкта на площині:

$$\operatorname{tg} 2\theta = \frac{m_{11}}{m_{20} - m_{02}}, \quad m_{11} \neq 0, \quad m_{20} \neq m_{02}. \quad (3.34)$$

Проведені теоретичні викладки, свідчать про те, що використання дескрипторів на основі інваріантів моментів дозволить скоротити обчислення, а також проводити обчислення просторових характеристик об'єкта паралельно до процесу розпізнавання виробів сцени.

Одержуваний у даному методі дескриптор об'єкта безпосередньо є набором моментів різних ступенів. Проаналізуємо ознаки об'єкта, інваріантні до повороту, масштабу, зміщення – нормовані центральні моменти (формула 3.36). Їхнє обчислення виконується за допомогою центральних моментів:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p \cdot (y - \bar{y})^q Q(x, y). \quad (3.35)$$

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\frac{p+q}{2} + 1}, \quad (p + q) = 2, 3, \dots \quad (3.36)$$

Японський вчений Ху, що вдосконалював теорію інваріантів моментів, вивів сім інваріантів, названих на його честь – Ху-інваріантами. Розроблений ним дескриптор виробів, є інваріантним до перетворень повороту, масштабу, зсуву [12]. Дескриптор містить такі математичні комбінації нормованих центральних моментів:

$$\Psi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}, \quad (3.37)$$

$$\Psi_2 = (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2, \quad (3.38)$$

$$\Psi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2, \quad (3.39)$$

$$\Psi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2, \quad (3.40)$$

$$\begin{aligned} \Psi_5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{21})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2 \right] + \\ & + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \right] \end{aligned} \quad (3.41)$$

$$\Psi_6 = (\eta_{02} - \eta_{20}) \left[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \right] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21}), \quad (3.42)$$

$$\begin{aligned} \Psi_7 = & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2 \right] - \\ & - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \right] \end{aligned} \quad (3.43)$$

До процесу розпізнавання розроблюваної модуля було впроваджено метод обчислення інваріантів моментів Ху. Реалізація даного дескриптора дозволила організувати автоматизований процес навчання новому об'єкту СТЗ. Проте СТЗ за запитом від модуля безпосередньо обчислює представлені інваріанти в автоматичному режимі (3.37) – (3.43) для зазначеного об'єкта-еталона, а також заносить їхні значення до бази даних виробів.

Дескриптор інваріантів моментів вважається оптимальним варіантом для процедури розпізнавання, оскільки забезпечує одночасне обчислення необхідних параметрів об'єкта розпізнавання: геометричний центр, орієнтація на площині, площа, периметр, масштаб. Моменти об'єкта дають можливість обчислити оригінальні властивості об'єкта – ексцентриситет (рисунок 3.10):

$$\xi = \frac{(m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2}{m_{00}}. \quad (3.44)$$

Ексцентриситет – це відношення між найдовшою (A) та найкоротшою (B) сторонами об'єкта (рисунок 3.10).

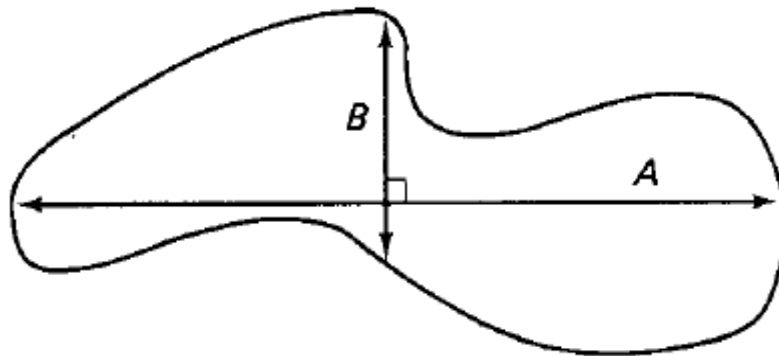


Рисунок 3.10 – Оригінальність форми об'єкта – ексцентриситет

Така характеристика об'єкта дає змогу вирішити питання ідентифікації об'єкта за наявності в базі даних виробів-еталонів розроблюваної модуля виробів, подібних за формою.

3.5 Процес ідентифікації

Процес ідентифікації полягає в розбитті множини виробів сцени на класи-еталони, що визначаються як знання про об'єкти всієї модуля. Об'єкти в межах одного класу вважаються еквівалентними з точки зору критерію розбиття (на кшталт, дві гайки різної товщини та різьби між собою подібні). Критерій розбиття виражається функцією подібності ідентифікованих виробів сцени, що може динамічно змінюватися за умови збільшення подібності виробів, які належать до різних класів. Класи виробів, які необхідно класифікувати під час застосування модуля розпізнавання та ідентифікації, здебільшого невідомі заздалегідь, отже, метод ідентифікації повинен базуватися на динамічній функції поділу класів-еталонів.

Охарактеризуємо об'єкти, що підлягають ідентифікації, вектором параметрів $\chi'' \in X$, який має N – компонент: $\chi'' = (\chi_1'', \chi_2'', \dots, \chi_N'')$. Вектор параметрів виступає як єдина характеристика виробів під час їхньої

ідентифікації.

Введемо безліч класів $C^1, C^2, \dots, C^M = \{C^m\}$, у просторі класів C : $C^1 \cup C^2 \cup \dots \cup C^M \subset C$. Простір класів може не співпадати з простором виробів, до того ж, мати іншу розмірність. У найпростішому випадку, коли простори класів і виробів не збігаються, $X = C$, класи є області простору, тому об'єкт χ^ψ буде віднесено до одного з класів m_0 , якщо $\chi^\psi \in C^{m_0}$. У загальному випадку X та C різні.

Визначимо ядра класів $\{j^m\} = j^1, j^2, \dots, j^m$ у просторі класів C , як об'єкти, що є типовими для свого класу. Очевидно, що близькість об'єкта сцени до ядра слід оцінювати чисельно. Введемо міру близькості $\delta(\chi^\psi, c^m)$ – скалярну функцію від об'єкта та ядра класу, що стає меншим тоді, коли об'єкт більше схожий на ядро класу. Крім того, можуть знадобитися допоміжні заходи близькості, визначені для двох виробів $\delta(\chi^{\psi_1}, \chi^{\psi_2})$, та для двох ядер класів, $\delta(c^{m_1}, c^{m_2})$.

Задавшись числом класів M , можна поставити задачу ідентифікації: знайти M ядер класів $\{j^m\}$ та розбити об'єкти χ^ψ на класи $\{C^m\}$, іншими словами, побудувати функцію $\Xi(\psi)$ таким чином, щоб мінімізувати суму мір близькості:

$$\min \left\{ \Delta = \sum_{\psi} \delta(\chi^\psi, j^{\Xi(\psi)}) \right\}. \quad (3.45)$$

Функція $\Xi(\psi)$, що визначає номер класу за індексом ψ множини виробів $\{\chi^\psi\}$, задає розбиття на класи і виступає як загальне рішення задачі ідентифікації.

У найпростішому випадку, простір виробів розбивається на області $\{C^m\}$, і якщо $\chi^{\psi_0} \in C^{m_0}$, то $\Xi(\psi_0) = m_0$, і об'єкт належить до класу m_0 .

Кількість класів M часто мінятиметься динамічно. Проте часто виникають ситуації, коли об'єкти розподіляються за класами нерівномірно. Необхідно контролювати рівномірність щільності ядер j^m у просторі S та частку виробів, які належать до кожного класу m_0 . Конкретні вимоги застосовуються в залежності від характеристик виробів. Критерії для цього в основному доцільно використовувати емпіричні. Крім того, необхідно визначати діаметр класу – максимальну міру близькості між об'єктами даного класу. Він дозволяє зупинити помилкове розширення області функції $\Xi(\psi)$ шляхом введення додаткових характеристик поділу виробів на класи (наявність отворів, оригінальність (вираз 3.44) тощо). Цей метод виступає як загальний підхід, який закладено в існуючих теоретичних методах ідентифікації виробів: кореляційних, потенційних функцій та низки інших.

Значна кількість алгоритмів – ітераційні. Серйозний недолік багатьох алгоритмів ідентифікації полягає у теоретичній необґрунтованості, відсутності доказів щодо правильності ідентифікації, не кажучи вже про доведення оптимальності конкретного алгоритму.

У СТЗ, які використовують для промислових установок, де різниця між деталями не створює особливих труднощів за умови евристичного підходу щодо розбиття на класи, основна проблема полягає у методиці оптимального обчислення виразу (3.45) для ідентифікації виробів сцени.

Кореляційний метод вважається гібридним. Він об'єднує в собі процес розпізнавання та ідентифікації (рисунок 3.11), реалізує знаходження підобразу $\omega(x, y)$ на значно більшому образі $\Omega(x, y)$ [12]. Для кожної ділянки (x, y) образу $\Omega(x, y)$ обчислюється коефіцієнт кореляції (формула 3.46).

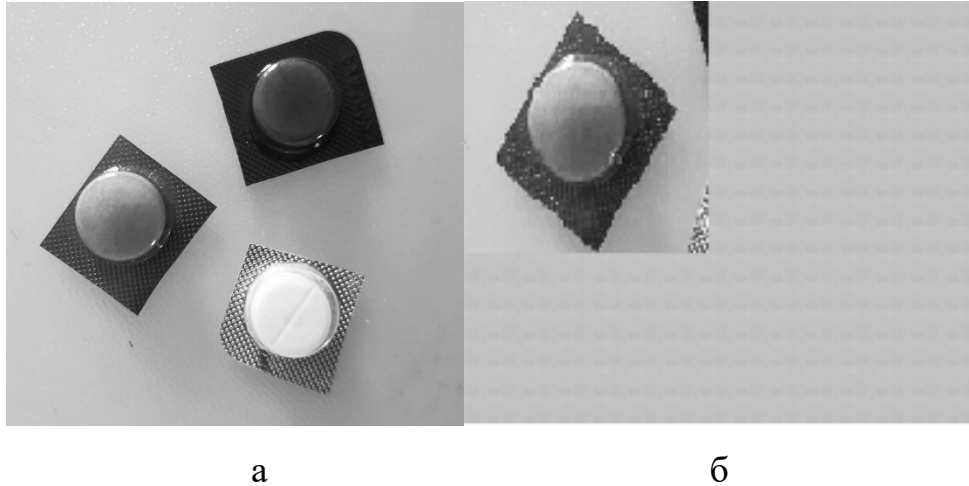
$$v(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [\omega(s, t) - m_\omega][\Omega(s, t) - m_\Omega]}{\sqrt{\sum_s \sum_t [\omega(s, t) - m_\omega]^2 \sum_s \sum_t [\Omega(s, t) - m_\Omega]^2}}, \quad (3.46)$$

де s, t – координати підобразу;

$\omega(s, t)$ – центрується в кожній точці (x, y) ;

m_ω – середня інтенсивність ω ;

m_Ω – середня інтенсивність Ω в області, що відповідає ω .



а – кадр сцени; б – застосування кореляційного методу ідентифікації об'єкта

Рисунок 3.11 – Результати застосування кореляційного методу

Підсумовування у формулі (3.46) проводиться за всіма координатами, загальними для областей $\omega(x, y)$ та $\Omega(x, y)$. Значення $\nu(x, y)$ як правило лежить в діапазоні значень $[-1, 1]$ та сильно змінюється під час переходу від однієї ділянки образу до іншої, при цьому значення 1 відповідає найкращому підбору образів. Для кожної ділянки (x, y) визначається $\nu(x, y)$, та для встановлення максимальної відповідності умовам ω у Ω вибирається його найбільше значення.

У зв'язку з тим, що розглянутий метод ґрунтується на безпосередньому порівнянні двох областей, він є дуже чутливим до відхилень орієнтації та розміру об'єкта. Відхилення інтенсивності нормуються знаменником у формулі (3.46). Даний метод є малоприйнятним для розроблюваної системи, оскільки не забезпечує інваріантність при поворотах або збільшенні висоти

огляду (масштабування об'єкта) камери.

Серед теоретичних методів відокремимо метод потенційних функцій, за основу якого взято теорію апроксимації ознак виробів, які подаються під час навчання, а потім – ідентифікації.

Для порівняльного аналізу даного методу задачу ідентифікації без обмеження спільності розглядатимемо відносно двох класів V_1 та V_2 . Вважатимемо, що кожному вхідному зображенню X відповідає єдина точка простору ідентифікації. Припустимо, що класи V_1 та V_2 не перетинаються. У просторі вхідних описів Θ існує, принаймні, одна функція, що повністю розділяє множини зображень, які належать різним образам. Така функція повинна приймати позитивні значення в точках, які відповідають зображенням образу V_1 , та негативні – в точках, відповідних зображень образу V_2 . У загальному випадку таких поділяючих функцій може бути багато. Чим більш компактно множини розділяються, тим довільнішому вибору поділяють функції.

У процесі навчання системі послідовно надають зображення, яким відповідають точки в просторі Θ . Крім того, повідомляється інформація про те, яким образом – V_1 або V_2 – належать надані зображення. Задача зводиться в методі до того, щоб із отриманої інформації про кінцеве число надань у процесі навчання побудувати будь-яку з розділяючих функцій. Якщо така функція буде побудована, то метод можна віднести до образів, які виникають або до образу V_1 , або до образу V_2 , в залежності від знака побудованої поділяючої функції в точках, які відповідають пропонованим зображенням.

Метод потенційних функцій пов'язується з такою процедурою [14]. Під час пред'явлення ідентифікувальній системі в процесі навчання деякого зображення, якому відповідає точка $X_k \in \Theta$

$U(X, X_k)$, задана на всьому просторі Θ та залежить від X_k як від параметра. Таку функцію називають потенційною. Навчальній послідовності X_1, X_2, \dots відповідає послідовність $U(X, X_1), U(X, X_2), \dots$ потенційних

функцій, яка за допомогою певних правил застосовується для побудови функції $f(X_1, X_2, \dots)$. Відповідно до цих правил у міру збільшення числа пропонуванних у процесі навчання зображень функція f повинна прагнути до однієї з розділяючих функцій. Після опрацювання всієї навчальної послідовності можна побудувати функції для кожного способу:

$$U'(X) = \sum_{X_v \in V_1^*} U(X, X_v); \quad U''(X) = \sum_{X_j \in V_2^*} U(X, X_j). \quad (3.46)$$

де V_1^* та V_2^* – деякі підмножини зображень першого та другого образів.

За функцію $f(X)$ найдоцільніше взяти функцію виду $f(X) = U'(X) - U''(X)$, яка є позитивною для зображень одного образу та негативною для іншого [14]. Припустимо, що в процесі навчання пред'являються зображення $X_1, X_2, \dots, X_k, \dots$. Кожна з точок належить одному з образів V_1 або V_2 . Вважатимемо множину V_1 позитивною, а множину V_2 – негативною. Під час появи першої точки X_1 будується потенційна функція $U_1(X)$, рівна потенціалу, що відповідає точці X_1 , взятому зі знаком множини, якому належить точка X_1 , тоді:

$$U_1(X) = \begin{cases} U(X, X_1), & \text{если } X_1 \in V_1, \\ U(X, X_1), & \text{если } X_1 \in V_2. \end{cases} \quad (3.47)$$

Нехай після n -го пред'явлення побудований потенціал $U_n(X)$. На наступному $(n+1)$ -му кроці навчання з'являється точка X_{n+1} . За цими результатами можливі чотири випадки:

$$X_{n+1} \in V_1, \quad U_n(X_{n+1}) > 0, \quad (3.48)$$

$$X_{n+1} \in V_2, \quad U_n(X_{n+1}) < 0, \quad (3.49)$$

$$X_{n+1} \in V_1, \quad U_n(X_{n+1}) < 0, \quad (3.50)$$

$$X_{n+1} \in V_2, \quad U_n(X_{n+1}) > 0. \quad (3.51)$$

У першому (формула 3.48) та другому (формула 3.49) випадках знак множини, якому належить пропонована точка X_{n+1} , та знак $U_n(X_{n+1})$ співпадають, отже, алгоритм правильно класифікує зображення X_{n+1} . У даному випадку приймається $U_{n+1}(X) = U_n(X)$. У третьому випадку (формула 3.50) та четвертому (формула 3.51) наявна помилка, тобто знак множини, якому належить X_{n+1} , не співпадає зі знаком $U_n(X_{n+1})$. При цьому виконується виправлення помилки. Таким чином, для третього випадку приймається

$$U_{n+1}(X) = U_n(X) + U(X, X_{n+1}), \quad (3.52)$$

а для четвертого

$$U_{n+1}(X) = U_n(X) - U(X, X_{n+1}). \quad (3.53)$$

Отже, при пред'явленні $(n+1)$ -ї точки робиться припущення, що потенціал, побудований при показі n -ї точки, розділяє множини, тобто функція $U_n(X)$ і є шукана роздільна функція. Таке ж припущення повторюється і для $(n+1)$ -ї точки. Якщо це припущення виявиться справедливим для неї, то потенціал на цьому кроці не зміниться. В іншому разі потенціал зміниться за рахунок додавання до нього потенціалу $(n+1)$ -ї точки з таким знаком, щоб ця зміна спрямовувалась на ліквідацію помилки. Побудований після n -го кроку потенціал матиме такий вид:

$$U_n(X) = \sum_{X_k^- \in V_1} U(X, X_k^-) - \sum_{X_q^- \in V_2} U(X, X_q^-), \quad (3.54)$$

де X_k^- – точки, що належать образу V_1 , підстановка яких до попереднього потенціалу призводила до помилки;

X_q^- – точки, що належать образу V_2 , підстановка яких до попереднього потенціалу призводила до помилки.

Метод потенційних функцій передбачає існування в просторі Θ такої системи функцій $\varphi_i(X)$ ($i = 1, 2, \dots$), де для кожної пари поділених множин знайдеться число N , при ньому розподільну функцію можна представити у виді

$$f(X) = \sum_{i=1}^N c_i \varphi_i(X). \quad (3.55)$$

Якщо в просторі Θ існує повна система функцій, то $\varphi_i(X)$ елементи системи або будь-яку функцію з цієї системи, в тому числі і роздільну, можна представити у виді нескінченного ряду $\sum_{i=1}^{\infty} c_i \varphi_i(X)$. Вираз (3.55) вимагає, щоб роздільні функції розкладалися до рядів з кінцевим числом членів. Така основна умова підкреслює, що роздільні функції в просторі Θ повинні бути гладкими й не дуже «рваними», а також не повинні мати великого числа перегинів у малій області [12].

Застосувавши основну умову (3.55), можна ввести до розгляду N -мірний простір Z , на якому відображається вихідний простір Θ . Кожній точці простору Θ у відповідність ставиться точка з простору Z з координатами $z_i = \varphi_i(X)$ ($i = 1, 2, \dots, N$). У силу умови (3.55) подільна функція $f(X)$ відображається в лінійну функцію $\sum_{i=1}^N a_i z_i$ у просторі Z та має

властивість, яка визначається нерівностями:

$$f(X) = \begin{cases} > 0, & \text{якщо } X \in V_1, \\ < 0, & \text{якщо } X \in V_2. \end{cases} \quad (3.56)$$

У просторі Z точки, що належать різним образам, поділяються гіперплощиною $\sum_{i=1}^N a_i z_i = 0$. З огляду на те, що функції, які розкладаються по системі $\varphi_i(X)$, лінеаризуються в просторі Z , то цей простір називається спрямляючим.

Отже, якщо в вихідному просторі Θ для поділу множин необхідно проводити складну поверхню, то в спрямляючому просторі цей поділ здійснюється за допомогою гіперплощини.

Зазначений метод не є універсальним, через те, що на нього накладаються обмеження здатності навчатися, – на його основі система навчається з учителем, проте основний недолік методу полягає в порівняно більшій трудомісткості обчислення базового ідентифікувального функціоналу та наявності великої ймовірності того, що функціонал може призвести до тупикової ситуації. Останнє залежить від того, що в методі не визначено поняття діаметра класу, за його допомогою можна б було більш обґрунтовано присікати подібні ситуації.

Методи, розглянуті вище, що ґрунтуються на кількісних моделях, в яких нехтуються геометричні зв'язки, властиві формі об'єкта. Розгляд та облік даних зв'язків є притаманним структурним методам ідентифікації образів, в основі яких покладено декомпозицію об'єкта елементарні елементи.

В умовах впливу перешкод на зображення (тіні, відблиски, шахові зображення), що надходить з вебкамери, структурні методи є найбільш неприйнятними. У зв'язку з тим, що розбиття, на кшталт, межі на елементарні частини, – прямі відрізки, призводить до збільшення необхідних ресурсів.

Опустивши дану несприятливу вимогу та розбивши зображення на елементарні частини, отримаємо певний спрямований граф для ідентифікації об'єкта. Поворот, який виконується під час огляду сцени за допомогою переміщення ЦК, призводить до значного зсуву кількісних показників, що використовуються для побудови графа еталонного класу виробів. Ідентифікація об'єкта в таких умовах неможлива через низку похибок за умови бінаризації зображення (в силу того, що структурні алгоритми працюють з бінарними зображеннями).

Методи даного класу більш придатні для їхнього застосування як додаткового алгоритму оригінальності об'єкта, тобто формування граматик наявності в об'єкті характерних властивостей.

Оскільки відеоінформація про об'єкти сцени надходить як потік цифрового багатоградаційного зображення, в роботі не розглядаються як структурні методи, що застосовуються для функціонування розроблюваної модуля в реальному масштабі часу. Основні обмеження використання методів: по-перше, час, якого необхідно для розкладання зображення на елементарні частини більше, ніж на обчислення кількісних характеристик; по-друге, структурні методи вимагають автоматизованого формування граматик виробів, а це суперечить поставленим вимогам технічного завдання.

З урахуванням проведеного аналізу за основу було взято теоретичний метод, який було відповідно модифіковано. Модифікований метод застосовує не тільки кількісні ознаки виробів, але і геометричні зв'язки. Основним математичним апаратом слугував апарат інваріантів моментів, оскільки, він дозволяє не тільки характеризувати об'єкти з високою точністю, але і розраховувати паралельно просторові характеристики виробів для АСРВ (геометричний центр, орієнтація об'єкта).

Врахування геометричних зв'язків виконується за допомогою використання в методі Ху-дескрипторів (формули 3.37 – 3.43) та низки оригінальних ознак (ексцентриситет, ставлення периметра об'єкта до його площі).

Введені оригінальні ознаки об'єкта, оскільки зміна масштабу призводить до багатозначності результатів ідентифікації: два об'єкти з подібною формою можуть визначитися як об'єкт одного класу.

За міру близькості $\delta(\chi^\psi, c^m)$ було прийнято ставлення модуля відстані між об'єктом-еталоном та об'єктом сцени до модуля суми вектора ознак об'єкта-еталона:

$$\delta(\chi^\psi, c^m) = \frac{\sqrt{\sum_i^{\Phi_N + \Lambda} (\chi_i^\psi - c_i^m)^2}}{\sqrt{\sum_i^{\Phi_N + \Lambda} (c_i^m)^2}}, \quad (3.57)$$

де Φ_N – число збережених за об'єктом Ху-дескрипторів;

Λ – число введених ознак оригінальності форми об'єкта.

4 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ФАРМАЦЕВТИЧНИХ ВИРОБІВ

4.1 Розробка класифікаторів для розпізнання виробів

Для розпізнавання та ідентифікації виробів СТЗ в реальному часі отримує відеопотік, що містить зображення зони. У межах цієї зони необхідно ідентифікувати сам виріб. Розпізнавання виробів повинно проводитися на основі класифікаторів навчених спеціальним чином [12].

Навчання класифікаторів слід проводити для кожного конкретного виробу. В основі методики розробки лежить алгоритм *adaptive boosting*'а (адаптивного посилення) або скорочено *AdaBoost*, і складається вона з наступних етапів:

- формування навчальної вибірки;
- створення позитивних зразків;
- навчання класифікатора;
- визначення його ефективності.

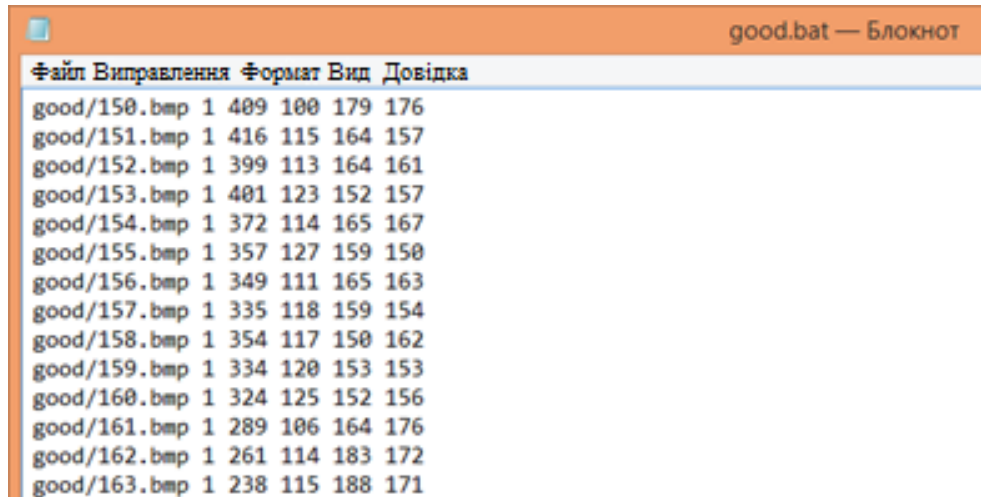
За допомогою *web*-камери зробити серію знімків, що містять об'єкт розпізнавання в різних положеннях на фоні. Назвемо їх позитивними зображеннями.

Далі зробити знімки фону на якому був об'єкт розпізнавання. Позитивні зображення зберігаємо в папку *good*.

Аналогічно позитивним зображенням створюємо папку *bg* де будуть зберігатись зображення фону (негативу).

Далі для позитивних зображень створюємо файл з описом розташування цільового об'єкта в кожному кадрі, для цього слід вказати назву папки, що містить зображення, назва знімка з розширенням, через пробіл кількість об'єктів, присутніх в кадрі і координати вікна містить об'єкт. Зберегти файл з розширенням *dat*. Приклад створеного файлу з координатами

об'єкту рисунок 4.1.



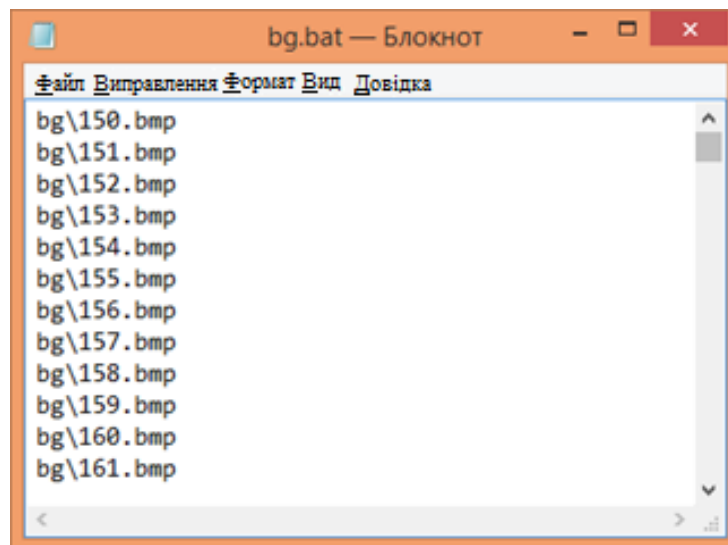
```

good/150.bmp 1 409 100 179 176
good/151.bmp 1 416 115 164 157
good/152.bmp 1 399 113 164 161
good/153.bmp 1 401 123 152 157
good/154.bmp 1 372 114 165 167
good/155.bmp 1 357 127 159 150
good/156.bmp 1 349 111 165 163
good/157.bmp 1 335 118 159 154
good/158.bmp 1 354 117 150 162
good/159.bmp 1 334 120 153 153
good/160.bmp 1 324 125 152 156
good/161.bmp 1 289 106 164 176
good/162.bmp 1 261 114 183 172
good/163.bmp 1 238 115 188 171

```

Рисунок 4.1 – Файл з координатами об'єкту

Створюємо файл і перерахувати в ньому зображення, що містять фон і зберегти з розширенням `dat`. Приклад файлу з фоном рисунок 3.2.



```

bg\150.bmp
bg\151.bmp
bg\152.bmp
bg\153.bmp
bg\154.bmp
bg\155.bmp
bg\156.bmp
bg\157.bmp
bg\158.bmp
bg\159.bmp
bg\160.bmp
bg\161.bmp

```

Рисунок 4.2 – Файл з зображеннями фону

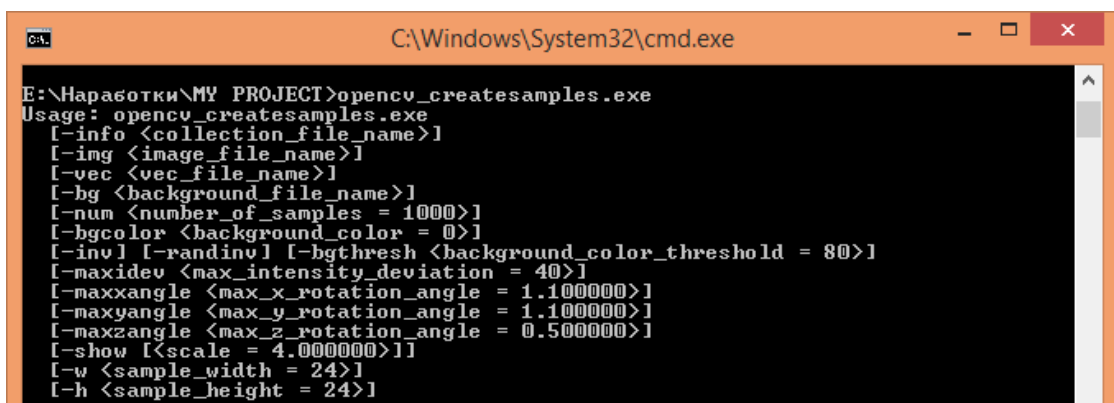
Додаємо утиліти бібліотеки які знаходяться в папці `OpenCV/bin` всі отримані файли, а також утиліти `createsamples` і `haartraining` зберегти окрему папку.

Позитивні зразки створюються за допомогою утиліти `createsamples`.

Набір позитивних зразків може бути створений як з одного зображення предмета, так і з серії зображень на яких відзначені вікна, що містять цільовий об'єкт. З єдиного зображення, шляхом випадкових перетворень (обертання, зміна кольору, приміщення на різний фон тощо) виходить великий набір зразків для навчання.

Набір параметрів утиліти представлений на рисунку 4.3, щоб запустити утиліту потрібно визвати рядок команд, вказати деректорію відкіль запускається утиліта та вести команду, яка визиває утиліту (E:\Наработки\MY PROJECT> createsamples). В основному існує чотири функції, опцій яких можуть бути різними. Параметри мають наступний вигляд:

- info<Collection_file_name> ім'я файлу з описом серії зображень (для наведеного вище прикладу це файл good.dat);
- img <image_file_name> ім'я зображення, що містить цільовий об'єкт;
- vec <vec_file_name> ім'я вихідного файлу, що містить позитивні зразки для навчання (наприклад, samples.vec);
- bg <background_file_name> ім'я файлу опису фону (bg.dat):



```

C:\Windows\System32\cmd.exe
E:\Наработки\MY PROJECT>opencv_createsamples.exe
Usage: opencv_createsamples.exe
[-info <collection_file_name>]
[-img <image_file_name>]
[-vec <vec_file_name>]
[-bg <background_file_name>]
[-num <number_of_samples = 1000>]
[-bgcolor <background_color = 0>]
[-inv] [-randinv] [-bgthresh <background_color_threshold = 80>]
[-maxidev <max_intensity_deviation = 40>]
[-maxxangle <max_x_rotation_angle = 1.100000>]
[-maxyangle <max_y_rotation_angle = 1.100000>]
[-maxzangle <max_z_rotation_angle = 0.500000>]
[-show [<scale = 4.000000>]]
[-w <sample_width = 24>]
[-h <sample_height = 24>]

```

Рисунок 4.3 – Функції утиліти createsamples

Наприклад, цілком командний рядок може виглядати наступним чином (рисунок 4.4).

```

C:\Windows\System32\cmd.exe
[-show [<scale = 4.000000>]]
[-w <sample_width = 24>]
[-h <sample_height = 24>]

E:\Наработки\МҮ ПРОЕКТ>opencv_createsamples -info good.bat -vec positiv.vec -bg
bg.bat -w 20 -h 20
Info file name: good.bat
Img file name: <NULL>
Vec file name: positiv.vec
BG file name: bg.bat
Num: 1000
BG color: 0
BG threshold: 80
Invert: FALSE
Max intensity deviation: 40
Max x angle: 1.1
Max y angle: 1.1
Max z angle: 0.5
Show samples: FALSE
Width: 20
Height: 20
Create training samples from images collection...
good.bat(444) : parse errorDone. Created 443 samples
E:\Наработки\МҮ ПРОЕКТ>

```

Рисунок 4.4 – Рядок коду створення позитивної вибірки

Навчання класифікатора проводиться з використанням утиліти haartraining.

Нижче приводиться набір можливих аргументів командного рядка:

- data <dir_name> ім'я директорії, в якій буде збережений класифікатор;
- vec <vec_file_name> ім'я вихідного файлу, що містить положительність зразки для навчання (vec1.cls);
- bg <background_file_name> ім'я файлу з описом фону (bg.dat);
- npos <number_of_positive_samples> кількість позитивних зразків;
- nneg <number_of_negative_samples> кількість негативних зразків використуваних при навчанні кожного рівня класифікатора. Кількість значень npos = 450 і nneg = 1000;
- nstages <number_of_stages> кількість рівнів класифікатора для навчання (nstage = 14);
- nsplits <number_of_splits> визначає класифікатор, який буде використаний. Якщо 1, тоді використовується простий усічений класифікатор, якщо 2 і більше тоді використовується CART класифікатор з number_of_splits вузлами;
- mem <memory_in_MB> кількість доступної пам'яті в мб. Більше пам'яті – швидше процес навчання;
- sym (default) – nonsym визначає, чи має цільовий об'єкт вертикальної

осьової симетрією (за замовчуванням – так), наявність симетрії прискорює процес навчання;

- `minhitrate <min_hit_rate>` мінімальна частота влучень для кожного рівня класифікатора. Загальна частота влучень може бути наближено визначена як `min_hit_rate_number_of_stages`;

- `maxfalsealarm <max_false_alarm_rate>` максимальний рівень помилкових спрацьовувань для кожного рівня класифікатора;

Загальна частота помилкових спрацьовувань може бути наближено визначена як `max_false_alarm_rate_number_of_stages`;

- `weighttrimming <weight_trimming>` параметр визначає, чи буде, і наскільки буде використовуватися підстроювання ваг. Рекомендоване значення близько 0.90;

- `w <sample_width>`, `h <sample_height>` ширина і висота зразків, використовуваних при навчанні класифікатора.

Таким чином заповнюючи командний рядок параметрами та даними позитивних та негативних зображень створюємо командний рядок.

Для визначення ефективності створеного класифікатора, використовується утиліта `performance`. В якості аргументів, функція приймає набір маркованих зображень (зображень, для яких відомо розташування цільового об'єкта). Далі утиліта застосовує досліджуваний класифікатор до цього набору зображень і видає показники ефективності класифікатора. До числа таких показників відноситься кількість знайдених об'єктів, кількість промахів, кількість помилкових спрацьовувань і інша інформація [14].

Функція приймає такі аргументи командного рядка:

- `data <dir_name>` директорія де зберігається навчений класифікатор;
- `info <collection_file_name>` файл з описом тестових зразків;
- `maxSizeDiff <max_size_difference>` визначає вимоги до точності відповідності розмірів і точності збігу центрів прямокутників. Значення за замовчуванням дорівнює 1.2 і 0.3, відповідно;

- `sf <scale_factor>` параметр детектування. Значення за замовчуванням

дорівнює 1.2;

– w <sample_width>, h <sample_height> розміри зразків, використаних під час навчання класифікатора. Повинні точно збігатися зі значеннями, використаними при роботі утиліти (рисунок 4.5).

```

C:\Windows\System32\cmd.exe
E:\Наработки\МУ ПРОЕКТ>opencv_performance
Usage: opencv_performance
  -data <classifier_directory_name>
  -info <collection_file_name>
  [-maxSizeDiff <max_size_difference = 1.500000>]
  [-maxPosDiff <max_position_difference = 0.300000>]
  [-sf <scale_factor = 1.200000>]
  [-nil]
  [-nos <number_of_stages = -1>]
  [-rs <roc_size = 40>]
  [-w <sample_width = 24>]
  [-h <sample_height = 24>]
E:\Наработки\МУ ПРОЕКТ>

```

Рисунок 4.5 – Параметри утиліти performance

Отже, цілком командний рядок може виглядати наступним чином:
E:\Наработки\МУ ПРОЕКТ>opencv_performance - info good.dat-w 20-h 20.

На рисунку 4.6 зображено робота утиліти яка досліджує класифікатор і показує ефективність класифікатора. А саме показує число знаходжень об'єкта та кількість промахів.

```

C:\Windows\System32\cmd.exe
E:\Наработки\МУ ПРОЕКТ>
----- Total: 422 | 21 | 16 |
-----
Number of stages: 14
Number of weak classifiers: 44
Total time: 10.589000
14
422 16 0.952596 0.036117
422 16 0.952596 0.036117
422 16 0.952596 0.036117
401 2 0.905192 0.004515
379 1 0.855530 0.002257
371 0 0.837472 0.000000
353 0 0.796840 0.000000
326 0 0.725892 0.000000
311 0 0.702032 0.000000
298 0 0.672686 0.000000
289 0 0.652370 0.000000
269 0 0.607223 0.000000
243 0 0.548533 0.000000
226 0 0.510158 0.000000
205 0 0.462754 0.000000
186 0 0.419865 0.000000
161 0 0.363431 0.000000
141 0 0.318284 0.000000
125 0 0.282167 0.000000
112 0 0.252822 0.000000
97 0 0.218962 0.000000
86 0 0.194131 0.000000
76 0 0.171558 0.000000
63 0 0.142212 0.000000
51 0 0.115124 0.000000
40 0 0.092293 0.000000
38 0 0.085779 0.000000
34 0 0.076749 0.000000
31 0 0.069777 0.000000
17 0 0.038375 0.000000
12 0 0.027088 0.000000
6 0 0.013544 0.000000
3 0 0.006722 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
0 0 0.000000 0.000000
E:\Наработки\МУ ПРОЕКТ>

```

Рисунок 4.6 – Виведення інформації утилітою performance

4.2 Розробка програмного забезпечення

Мета програми відстежувати об'єкти в реальному часі. Для створення програми були створені ряд класифікаторів, з за допомогою яких буде відстежуватись об'єкти.

Розробимо алгоритм роботи програми (рисунок 4.7).

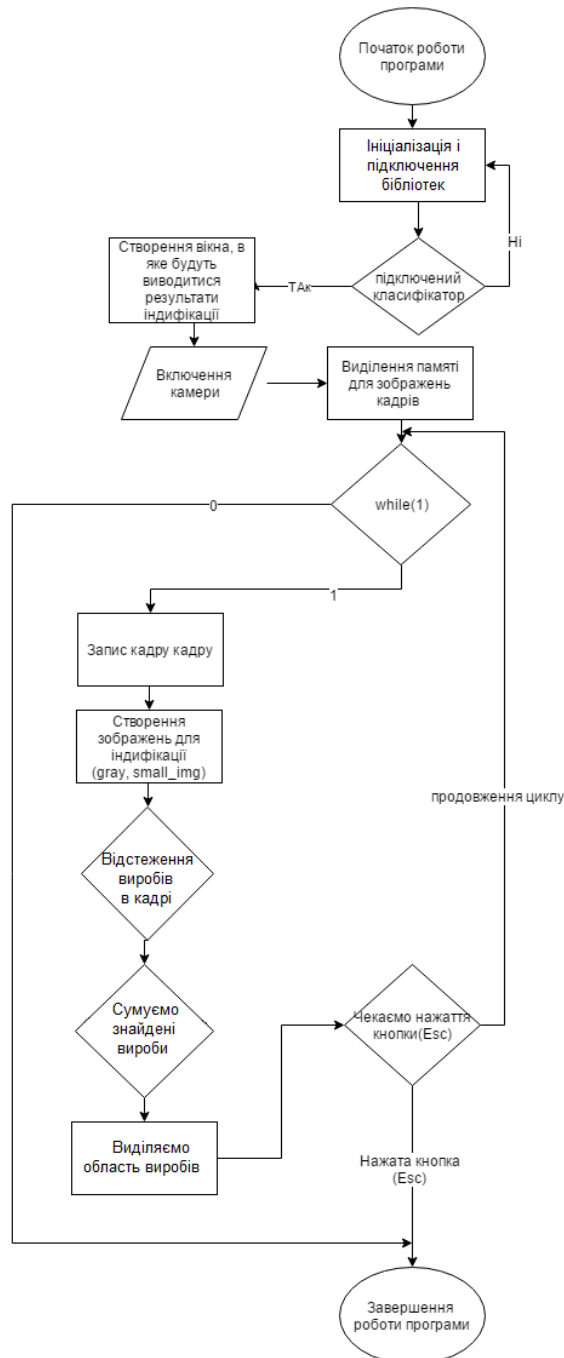


Рисунок 4.7 – Алгоритм роботи програми

Аналіз програмного коду:

З початку ініціюємо в програмі типи даних які будемо використовувати в програмі і вказуємо шлях для файлу з каскадом

```
#include "afxwin.h"
#include <cv.h>
#include <highgui.h>
#include "App.h"
CvCapture *capture;
IplImage *img, *img2, *dst = 0, *dst1 = 0, *dst2 = 0, *dst3 = 0, *gray = 0,
*small_img;
static CvHaarClassifierCascade* cascade = 0;
const char* cascade_name = "cascade.xml";

CvFont im_font;
int i=0, ii = 0, n = 0;
char str[20];
CvMemStorage *storage = 0, *storage2 = 0, *storage3 = 0;
double scale = 1.3;
bool check_object(char*, CvPoint);
```

За допомогою функції cvLoad () завантажуються класифікатор для ідифікації осіб (Project1\ cascad \).

Якщо завантаження каскаду пройшло успішно, то переходимо до створення сховища пам'яті а саме з допомогою функції cvNamedWindow () створюємо вікно, в яке будуть виводитися результати ідифікації, і програма входить цикл в якому послідовно виконується завантаження.

```
CMainWin::CMainWin(void)
{Create(NULL,"Camera
example",WS_OVERLAPPEDWINDOW);//створення перекриваючого вікна
```

```

if(capture=cvCaptureFromCAM(-1))
{
    cvNamedWindow("MainWin",CV_WINDOW_AUTOSIZE);
    cascade = (CvHaarClassifierCascade*)cvLoad(cascade_name, 0, 0,
0);//загрузка класифікатора
    OnCamera();// включення камери
}
else MessageBox("Camera reading Error");
}

```

За допомогою функції `cvCreateImage()` створюються два додаткових зображення (`IplImage * gray * small_img;`), на яких і буде здійснюватися індифікація. Ці зображення представлені в градаціях сірого, для перекладу в цей формат використовувалася функція `cvCvtColor ()`. Далі обнуляється сховище пам'яті `cvClearMemStorage ()`.

```

void CMainWin::OnCamera()
{
    char x;
    bool firstFrame=true;
    storage = cvCreateMemStorage(); //підключення пам'яті

    while(1)
    {
        img=cvQueryFrame(capture);//кадр запису
        cvFlip(img,NULL,1);// відображення кадру вікно
        dst=cvCreateImage(cvGetSize(img),IPL_DEPTH_32F,3);//запис
кадру в буфер
        dst1=cvCreateImage(cvGetSize(img),IPL_DEPTH_8U,3);
        dst2=cvCreateImage(cvGetSize(img),IPL_DEPTH_8U,1);
        dst3=cvCreateImage(cvGetSize(img),IPL_DEPTH_8U,1);
        small_img = cvCreateImage(cvSize(cvRound(img->width / scale),
cvRound(img->height / scale)), 8, 1);

```

```

cvShowImage("MainWin",img);// показ кадру з вебкамери

gray = cvCreateImage( cvSize(img->width,img->height), 8, 1 );
cvCvtColor( img, gray, CV_BGR2GRAY );// градаціях сірого
cvClearMemStorage( storage );

```

З використанням функції `cvHaarDetectObjects ()` в послідовність `objects` повертаються всі ділянки на зображенні, які відповідають певним об'єктам. Параметри цієї функції ви можете подивитися в документації OpenCV, але якщо коротко, то вони характеризують крок, через який проглядаються об'єкти, мінімальний розмір області об'єкта і додаткові прапори.

Спочатку на екран вихідне зображення `IMG` виводиться за допомогою `cvCircle()` окружність. Потім, якщо база для детектування об'єктів завантажилася успішно, програма з використовує функцію `cvHaarDetectObjects ()` де визначає об'єкт. Потім програма знову входить в цикл, в якому перебираються всі знайдені об'єкти колом.

```

if( cascade )
{
CvSeq* faces = cvHaarDetectObjects( gray, cascade, storage,1.1, 2,
cvSize(20, 20) );
for(int i = 0; i < (faces ? faces->total : 0); i++ )
{
CvRect* r = (CvRect*)cvGetSeqElem( faces, i );
CvPoint center;
int radius;
center.x = cvRound((r->x + r->width*0.5));
center.y = cvRound((r->y + r->height*0.5));
radius = cvRound((r->width + r->height)*0.25);

```

```

        cvCircle( img, center, radius, CV_RGB(255,255,0), 3, 8, 0
);//рисуємо круг
    }
}

```

Використовуючи `cvShowImage()` виводимо на екран результат детектування об'єкта, чекаємо 0.33 секунди (`CvWaitKey (33)`) та, не забуваючи видаляти створені картинки, виходимо з функції.

```

cvShowImage("MainWin", img);
    cvReleaseImage(&dst);
    cvReleaseImage(&dst1);
    cvReleaseImage(&dst2);
    cvReleaseImage(&dst3);
    char x = cvWaitKey(33);
    if(x==27)break; // нажата ESC
}
cvReleaseCapture(&capture);
}

```

4.3 Розрахунок ефективності пошуку виробів

Трудомісткість навчання алгоритма:

$$T_n = (K \cdot N), \quad (4.1)$$

де N – кількість зображень в тренувальній множині;

K – кількість точок у вікні.

$$T_n = (450 \cdot 256000) = 115200000.$$

Трудомісткість побудови піраміди каскадів:

$$T_{nn} = (\log N), \quad (4.2)$$

де N – кількість точок в оригінальному зображенні.

$$T_{nn} = (\log N) = 5.408.$$

Трудомісткість пошуку:

$$T_n = (H \cdot \log N), \quad (4.3)$$

де N – кількість точок в оригінальному зображенні;

H – кількість точок в переглядаємому вікні.

$$T_n (H \cdot \log N) = 1384509,43.$$

Для тестувані якості дані були взяті з утиліти performance. Яким було опрацьовано 450 позитивних зображень:

$$\text{Якість} = \left(\frac{\text{найденні вироби}}{\text{всього виробів}} - \frac{(\text{помилкові зпрацювання} + \text{не знайденних виробів})}{\text{всього виробів}} \right), \quad (4.4)$$

$$\text{Якість} = \left(\frac{315}{450} - \frac{(14 + 100)}{450} \right) = 0.443.$$

Розрахунок інформаційного обсягу реєстрового графічного зображення (кількості інформації, що міститься в графічному зображенні) заснований на підрахунку кількості пікселів в цьому зображенні і на визначенні глибини

кольору (інформаційного ваги одного пікселя).

Отже, для розрахунку інформаційного обсягу реєстрового графічного зображення використовується формула глибина кольору задається кількістю бітів, що використовуються для кодування кольору точки.

Глибина кольору пов'язана з кількістю кольорів формулою

$$N = 2^i, \quad (4.5)$$

де N – це кількість кольорів у палітрі;

i – глибина кольору в бітах на один піксель.

Об'єм відеопам'яті комп'ютера має обсяг 4096 Кб, розмір графічної сітки 640×400 , в палітрі 32 кольорів. Розраховуємо скільки потрібно сторінок екрану може одночасно розміститися у відеопам'яті ПК.

$$V = K \cdot i, \quad (4.6)$$

де K – кількість пікселів (точок) в зображенні;

i – глибина кольору в бітах на один піксель.

$$K = 640 \cdot 400 = 256000 ,$$

$$N = 32 = 2^5 = 5,$$

$$V = 256000 \cdot 5 = 160 \text{ Кб},$$

$$m = \frac{V_{en}}{V}, \quad (3.7)$$

де m – це кількість сторінок екрану;

V_{en} – об'єм відеопам'яті ПК.

$$V_{en} = 4096,$$

$$m = \frac{4096}{160} = 25.6.$$

Виходить 25 повних сторінок екрану можна одночасно зберігати в відеопам'яті ПК.

При ідентифікації класифікатором зображення виробу зменшуються з 256 до 32 палітра кольорів. Тому розраховую перетворення растрового графічного зображення і на скільки зміниться об'єм відеопам'яті.

Проведемо розрахунок:

$$N_1 = 256 = 2^8; > i_1 = 8, V_1 = K \cdot 8,$$

$$N_2 = 32 = 2^5; > i_2 = 5, V_2 = K \cdot 5,$$

$$\frac{V_2}{V_1} = \frac{8}{5} = 1.6.$$

Одже, маємо відповідь що, обсяг графічного зображення зменшиться в 1.6 рази.

5 ОХОРОНА ПРАЦІ

5.1 Аналіз умов праці на робочому місці

На робочому місці оператора ПК виникають небезпечні та шкідливі фактори: підвищений рівень шуму, несприятливі мікрокліматичні умови, недостатній рівень освітленості, шкідливі речовини, підвищений рівень електромагнітних випромінювань радіочастот, висока напруга електричної мережі, статична електрика та інші. Робота з ПК супроводжується також підвищеним ступенем напруженості трудового процесу. При систематичному впливі виробничих факторів, які не відповідають нормативним показникам, зростає рівень професійно зумовленої захворюваності працюючих та можуть виникнути професійні захворювання органів зору, руху, нервової системи. Таким чином, вивчення умов праці на робочому місці програміста є необхідною умовою запобігання негативних наслідків впливу небезпечних та шкідливих факторів.

Організація робочого місця. Приміщення, в якому знаходиться робоче місце програміста, загальною площею 48 м², і висотою стелі 3.5 м. У приміщенні знаходиться 6 робочих місць з ПК. Кожне робоче місце обладнане робочим столом, стільцем та персональним комп'ютером, що складається з монітора, системного блоку, клавіатури та миші.

5.2 Промислова безпека на робочому місці

Живлення ПК здійснюється від трифазної чотирьох електричної мережі змінного струму з глухо-заземленою нейтраллю і напругою 220 В, частотою 50 Гц. Згідно НПАОП 40.1-1.21-98 приміщення можна віднести до категорії без підвищеної небезпеки, так як в приміщенні відсутні чинники,

які викликають підвищену або особливу небезпеку.

Для створення безпечних умов праці необхідно провести ряд організаційних і технічних заходів. Згідно НПАОП 40.1-1.32-01 для запобігання ураження людини електричним струмом в приміщенні застосовується система занулення.

5.3 Виробнича санітарія у приміщенні

Робота оператора ПК за енерговитратами відноситься до категорії легких робіт. В таблиці 5.1 наведені оптимальні параметри мікроклімату в приміщеннях, де виконуються роботи операторського типу [16].

Таблиця 5.1 – Параметри мікроклімату для приміщень з ПК

Період року	Параметр мікроклімату	Величина
Холодний	Температура повітря в приміщенні; відносна вологість; швидкість руху повітря	22 – 24 °С; 40 – 60 %; до 0,1 м/с
Теплий	Температура повітря в приміщенні; відносна вологість; швидкість руху повітря	23 – 25 °С; 40 – 60 %; 0,1 – 0,2 м/с

Виміряні за допомогою приладів температура та вологість у лабораторії відповідають вказаним у таблиці для теплого періоду року. Слід зазначити, що для нормалізації параметрів мікроклімату слід використовувати у приміщеннях кондиціонування повітря, або забезпечити подачу свіжого повітря системами вентиляції.

Лабораторія, де виконується робота, має наступні характеристики:

- площа приміщення – 48 м² (8 м × 6 м);
- висота – 3,5 м;
- кількість робочих місць – 6 шт.;

– обладнання – стіл з ПК і периферією – 6 шт.

Приміщення, відповідно до ДНАОП 0.00-1.31-99, має забезпечувати 6 м² площі та 20 м³ об'єму на одне окреме робоче місце з ПК [16]. Площа приміщення 48 м² та об'єм 168 м³, на кожне робоче місце приходиться 8 м² площі і об'єм 28 м³, тобто вимога виконана.

Приміщення з ПК повинні мати природне і штучне освітлення відповідно до ДБН В.25-28-2006 «Природне і штучне освітлення». Природне світло повинно проникати через бічні світлові прорізи, зорієнтовані, як правило, на північ або північний схід, і забезпечувати коефіцієнт природної освітленості (КПО) не нижче 1.5 %.

Рівень загального штучного освітлення приміщення можна перевірити за допомогою методу питомої потужності, викладеної в [16].

Розрахункова формула методу:

$$W = \frac{W_{\Sigma}}{S}, \quad (5.1)$$

де W – питома потужність, Вт/м²;

S – площа приміщення, м²;

W_{Σ} – загальна потужність освітлювальної установки Вт, яка розраховується за формулою:

$$W_{\Sigma} = W_{ce} \cdot n_{ce}, \quad (5.2)$$

де W_{ce} – потужність одного світильника, Вт;

n_{ce} – кількість світильників в приміщенні.

$$W_{\Sigma} = 100 \cdot 4 = 400 \text{ Вт}, \quad (5.3)$$

$$W = \frac{400}{48} = 8,33 \text{ Вт/м}^2. \quad (5.4)$$

Питомої потужності 8.33 Вт/м² по таблиці Б.3 із [16] відповідає освітленість в 250 лк при мінімальній допустимій освітленості 300 лк.

Отже, для створення сприятливих зорових умов в лабораторії необхідно збільшити кількість світильників або замінити лампи в світильниках на більш потужні.

5.4 Пожежна безпека приміщення

Пожежна безпека – стан об'єкта, при яким виключається можливість пожежі, а у випадку його виникнення запобігає вплив на людей небезпечних факторів пожежі й забезпечується захист матеріальних цінностей.

Пожежна безпека забезпечується системою запобігання пожежі й системою пожежного захисту. У всіх службових приміщеннях обов'язково повинен бути «План евакуації людей при пожежі», що регламентує дії персоналу у випадку виникнення вогнища загоряння, що й указує місця розташування пожежної техніки.

Горючими компонентами у виробничому приміщенні є: перегородки, двері, підлоги, ізоляція кабелів і ін.

Протипожежний захист – це комплекс організаційних і технічних заходів, спрямованих на забезпечення безпеки людей, на запобігання пожежі, обмеження його поширення, а також на створення умов для успішного гасіння пожежі.

Джерелами запалювання у виробничому приміщенні можуть бути електронні схеми від ПК, прилади, застосовувані для технічного обслуговування, пристрою електроживлення, кондиціонування повітря, де в результаті різних порушень утворюються перегріті елементи, електричні іскри й дуги, здатні викликати загоряння горючих матеріалів.

У сучасних ПК дуже висока щільність розміщення елементів електронних схем. У безпосередній близькості друг від друга розташовуються сполучні проведення, кабелі. При протіканні по них електричного струму виділяється значна кількість теплоти. При цьому можливо оплавлення ізоляції. Для відводу надлишкової теплоти від ПК служать системи вентиляції й кондиціонування повітря. При постійній дії ці системи являють собою додаткову пожежну небезпеку.

Енергопостачання виробничого приміщення здійснюється за допомогою трансформаторної станції та за допомогою двигун-генераторних агрегатів. На трансформаторних підстанціях особливу небезпеку представляють трансформатори які мають масляне охолодження. У зв'язку із цим перевагу слід віддавати сухим трансформаторам.

ВИСНОВКИ

Опрацьовані методи розпізнавання та ідентифікації фармацевтичних виробів надають ключові засоби для реалізації основних функціональних можливостей модуля. Проведений порівняльний аналіз виявив, що з урахуванням вимог технічного завдання не всі методи можуть бути застосовані для розробки.

Опис виробів за допомогою дескрипторів кордонів – найпростіший метод, проте він обмежений застосуванням тільки для бінарних зображень, оскільки спотворення, що вносяться під час бінаризації, перевершують допустимі норми для даного методу. Аналогічна ситуація і з методом отримання сигнатури об'єкта. Отримані за його допомогою функціональні залежності кордону від параметрів розгортки (наприклад, кута розгортки), не є інваріантними до повороту, масштабу, а при подальшому використанні вимагають проведення додаткової нормалізації.

На основі методів були створено алгоритм побудови класифікатора та об'єктна модель. Був створений алгоритм для програмного засобу та відповідно нього реалізована робота програми і створена група класифікаторів відповідно заданим умовам.

Згідно з технічним завданням було проведено розрахунки: ефективності пошуку та якості ідентифікації. Також було розраховано розмір зтиснення зображення. Відповідно до заданих зображень було розраховано кількість виділеної пам'яті, який ПК виділяє для обробки зображення, визначено, що обсяг зменшився в 1.6 рази, що значно оптимізує роботу з відео-потокком.

У розділі «Охорона праці» були проведені розрахунки освітлення приміщення, де виконувалась робота, в яких питома потужність 8.33 Вт/м^2 що дорівнює 250 лк при мінімальній допустимій освітленості 300 лк. Відповідно цих розрахунків необхідно збільшити кількість світильників або

замінити лампи в світильниках на більш потужні.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки з підготовки й оформлення кваліфікаційної роботи здобувачами другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології, освітньо-професійних програм: «Автоматизоване управління технологічними процесами», «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва», «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи» / Упоряд. І.Ш. Невлюдов, Р.В. Артюх, Н.П. Демська, В.В. Євсєєв, О.І. Филипенко, О.М. Цимбал. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 50 с.

2. Дипломне проектування для студентів усіх форм навчання спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»: навч. посіб. / за ред. І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.В. Токарева, Г.В. Пономарьова. Київ, 2016. 320 с.

3. ДСТУ 3008:2015 Інформація та документація «Звіти у сфері науки і техніки». Структура та правила оформлювання. / В. Земцева; Ю. Поліщук, канд. фіз.-мат. наук; Р. Санченко, канд. техн. наук; Л. Шрамко; А. Ямчук (науковий керівник) ДП «УкрНДНЦ» від 22 червня 2015р. № 61 з 2017-07-01.

4. Положення про кваліфікаційну роботу здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні [Електронний ресурс] : Наказ ХНУРЕ від 06 травня 2021 р. No 143. – Режим доступу: https://nure.ua/wpcontent/uploads/Main_Docs_NURE/143-vid-06.05.2021-provvedennja-v-dijurishennja-vchenoi-radi-universitetu.pdf.

5. Fedir Khudiakov, Rauf Allakhveranov / Control Systems for Assembly Units During Movement Along the Conveyor Line / X International Scientific and Practical Conference «MODERN PROBLEMS OF SCIENCE, EDUCATION AND SOCIETY» – Kyiv, Ukraine.: 2023. PP. 351-356.

6. Невлюдов І.Ш. Основи виробництва електронних апаратів / І.Ш. Невлюдов. – Харків: Компанія СМІТ, 2005. – 592 с.
7. Кравченко Л.С. Розробка технологічного процесу складання: Навч. посібник для студентів машинобудівних спеціальностей. – Харків: НТУ«ХПІ», 2004 р. – 146 с.
8. Невлюдов І. Ш. Виробничі процеси та обладнання об'єктів автоматизації: Підручник для студентів вищих навчальних закладів / І. Ш. Невлюдов. – Кривий Ріг: Криворізький коледж НАУ, 2017р. – 444 с.
9. Невлюдов І.Ш. Технічні засоби автоматизації: Підручник / І.Ш. Невлюдов, А.О. Андрусевич, О.І. Филипенко, Н.П. Демська, С.П. Новоселов. – Кривий Ріг : Криворізький коледж НАУ, 2019. – 366 с.
10. Невлюдов І.Ш. Основи наукових досліджень / І.Ш. Невлюдов, Ю.М. Олександров, А.О. Андрусевич, О.О. Чала. – Кривий Ріг : КК НАУ, 2017. – 344 с.
11. Невлюдов І.Ш. Людино-машинний інтерфейс в технічних засобах автоматизації: Навчальний посібник / І.Ш. Невлюдов, О.І. Филипенко, Б.О. Шостак. – Харків : «ХТМТ», 2019. – 244 с.
12. Лубко Д.В., Шаров С.В. Методи та системи штучного інтелекту: навч. посібник – Мелітополь: ФОП Однорог Т.В., 2019. – 264с
13. Діагностика та контроль робочих процесів: навч. посіб. для студентів спеціальності «Прикладна механіка» денної та дистанційної форм навчання / В. М. Доля – Харків: НТУ «ХПІ», 2019. – 129 с.
14. Гэри Брадскі. Learning OpenCV. Computer Vision with the OpenCV Library / підруч. / Гэри Брадскі, Адріан Кехлер; – O'Reilly Media, 2018. – 580 с.
15. Джон Кенні. A Computational Approach to Edge Detection / Джон Кенні. O'Reilly Media, – 305 с.

16. Комплекс навчально-методичного забезпечення навчальної дисципліни "Організація керування умовами праці" підготовки освітнього рівня бакалавр усіх спеціальностей та усіх напрямів університету [Електронний ресурс] / ХНУРЕ; розроб.: Т. Є. Стищенко, Г. В. Пронюк, Н. М. Сердюк. – Харків, 2017. – 108 с.