

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Розробка автоматизованої системи виявлення дефектів на
пофарбованій поверхні з використанням нейронної мережі

Виконав(ла): студент(ка) IV курсу, групи КТс-41

спеціальності 174 – Автоматизація, комп'ютерно-

інтегровані технології та робототехніка

(шифр і назва спеціальності)

Бородюх Т.С.

Керівник

Золотий Р.З.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

Чихіра І.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

Костик Л.М.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)
Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.
(підпис) (прізвище та ініціали)

« » 2026 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня бакалавр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Бородюх Тарас Сергійович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка автоматизованої системи виявлення дефектів на пофарбованій поверхні з використанням нейронної мережі

Керівник роботи Золотий Роман Захарійович, кандидат технічних наук, доцент кафедри КТ
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «14» квітня 2026 року № 4/9-185

2. Термін подання студентом завершеної роботи 25 червня 2026р.

3. Вихідні дані до роботи Технічні вимоги щодо якості пофарбованих поверхонь

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ

Аналітична частина

Проектна частина

Спеціальна частина

Безпека життєдіяльності, основи охорони праці

Висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

Титульний слайд

Актуальність роботи

Завдання роботи

Основна частина

Висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Безпека життєдіяльності,			
основи охорони праці			

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	20.05.2026	
2.	Підбір джерел по темі роботи	22.05.2026-24.05.2026	
3.	Опрацювання публікацій та збір даних по темі роботи	24.05.2026-27.05.2026	
4.	Виконання роботи згідно мети	27.05.2026-29.05.2026	
5.	Оформлення першого та другого розділів	29.05.2026-31.05.2026	
6.	Оформлення третього розділу	31.05.2026-11.06.2026	
7.	Оформлення четвертого розділу	11.06.2026-13.06.2026	
8.	Підготовка презентації	14.06.2026	
9.	Підготовка доповіді	15.06.2026	
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	15.06.2026	
11.	Нормоконтроль	16.06.2026	
12.	Перевірка на плагіат	16.06.2026	
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	16.06.2026	
14.	Захист кваліфікаційної роботи	25.06.2026	

Студент

(підпис)

Бородюх Т. С.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Золотий Р.З.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота бакалавра складається з пояснювальної записки та графічної частини (ілюстративний матеріал – слайди).

Об'єм графічної частини кваліфікаційної роботи становить _____.

Об'єм пояснювальної записки складає ____ друкованих сторінок формату А4.

В роботі використано ____ літературних джерел.

У роботі показано, що компонент освітлення є не менш важливим компонентом системи машинного зору, особливо для дзеркальної поверхні. Для дзеркальної поверхні було протестовано три різні види освітлення, а саме: світле поле, темне поле та структуроване освітлення, і з цих трьох темне поле та структуроване освітлення (дефлектометрія) дали найкращі результати. Дефлектометричне налаштування вимагає високого рівня точності з точки зору налаштування та калібрування. Точність налаштування не така важлива при налаштуванні кільцевого світла темного поля порівняно з дефлектометричним налаштуванням. Запропонована установка кільцевого світла може охоплювати площу 20x10 см, а для охоплення набагато більшої площі потрібно або перемістити об'єкт огляду в поле зору камери, або використовувати більше камер з перекриваючимся полем зору.

Зображення дефектів на твердій пофарбованій поверхні, отримані за допомогою кільцевого освітлення, були покращені за допомогою методів комп'ютерного зору, таких як морфологічні операції, вейвлет-перетворення, фільтр Габора тощо.

Ключові слова: ДЕФЕКТ, ФАРБУВАННЯ, ТЕСТУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, НЕЙРОМЕРЕЖА.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА	7
1.1 Огляд дефектів пофарбованої поверхні	7
1.2 Методи комп'ютерного зору для виявлення дефектів на пофарбованих поверхнях	15
2. ПРОЄКТНА ЧАСТИНА	19
2.1. Компоненти налаштування машинного зору	19
2.2 Методи комп'ютерного зору для покращення зображення	22
2.3 Функції нейронної мережі.....	28
3 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА.....	38
3.1 Система отримання зображень	38
3.2 Методи комп'ютерного зору для покращення дефектів.	47
3.3 Класифікація дефектів на основі штучної нейронної мережі	49
4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ	56
4.1 Організація охорони праці при роботі з системою управління	56
4.2 Електробезпека	58
4.3 Розрахунок заземлення	61
ВИСНОВКИ.....	64
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	65

ВСТУП

Сьогодні машинний зір все частіше використовується для різних процесів контролю якості. Головною перевагою систем машинного зору є те, що вони роблять візуальну інформацію зрозумілою та ілюстративною. Основні компоненти систем машинного зору складаються з пристроїв отримання зображень, освітлювальних приладів, обчислювальних пристроїв та складних алгоритмів. В епоху промислової автоматизації машинний зір може відігравати життєво важливу роль у таких застосуваннях, як автоматичний контроль та процеси контролю якості. Одним із таких застосувань може бути виявлення дефектів на пофарбованій поверхні автомобіля.

Зовнішній вигляд кінцевої поверхні є ключовим фактором задоволення клієнтів в автомобільній промисловості. Навіть попри те, що кожен виріб проходить безперервний процес фарбування в контрольованих умовах для забезпечення високої якості, дефекти на пофарбованій поверхні неминучі через наявність пилу, волокон тощо. Сьогодні остаточний контроль пофарбованої поверхні – це ручний візуальний контроль, який проводять інспектори якості, що схильне до невідповідностей через неминучі людські помилки. Інспектори якості оглядають пофарбовану поверхню на завершальному етапі в досить незручних умовах: вони використовують свої очі та руки як інструменти протягом обмеженого часу для перевірки кожної кабіни. Це, як наслідок, призводить до менш надійного та непослідовного виявлення дефектів. Крім того, є деякі дефекти, які працівники не можуть виявити через їх мікрометровий розмір або їх менш доступне розташування на виробі. Деякі дефекти видно лише під певними кутами огляду, що ускладнює процес перевірки для працівника. Тому виробники автомобілів мають сильне бажання замінити цей ручний контроль економічно ефективною та дієвою системою контролю на основі машинного зору.

Пофарбовані кузова вантажівок дуже важко оглядати через їхню дзеркальну природу, різноманітну форму, деталі поверхні та широке розмаїття колірних комбінацій. Головною метою цієї роботи є вибір, проектування та створення прототипу системи машинного зору для виявлення дефектів на дзеркально пофарбованих кузовах вантажівок. Основна вимога до системи полягає у виявленні дефектів мікрометрового розміру на тестових плитах, зібраних з фарбувального цеху. Потім за допомогою різних методів комп'ютерного зору виявляються ці невеликі дефекти. Для класифікації типів дефектів використовуються методи машинного навчання, такі як штучна нейронна мережа.

1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1 Огляд дефектів пофарбованої поверхні

Характер поверхні, що підлягає інспекції, є дуже важливим фактором при виборі системи для інспекції поверхні. Тип дефектів, що підлягають виявленню, є ще одним важливим фактором щодо вибору системи виявлення дефектів та алгоритмів комп'ютерного зору.

Методи машинного зору сильно залежать від природи поверхні, що перевіряється, та характеристик дефектів. З цієї причини важливо дослідити природу пофарбованої поверхні. Пофарбовані поверхні кузова вантажівки мають високу дзеркальну відбивну здатність. Шицин та ін. [1] у своїй статті класифікували відбиття від поверхні на дзеркальне (дзеркальне) та розсіяне відбиття. При розсіяному відбитті падаючий промінь світла розсіюється поверхнею, і тому яскравість поверхні однакова під усіма кутами огляду. Модель відбиття Ламберта описує цей тип дифузно відбиваючих поверхонь [2].

Дзеркальне відбиття — це поверхневе явище, при якому кут падіння світлових променів дорівнює куту відбиття відбитих світлових променів [1]. Модель відбиття Найяра широко використовується для пояснення поверхневого відбиття. Модель Найяра складається з трьох основних компонентів відбиття: дзеркальної частки, дзеркального шипа та дифузної частки [2] як показано на рис. 1.1. Зі збільшенням шорсткості поверхні дзеркальний шип почне зменшуватися, а дзеркальна пелюстка стане більш домінуючою. Подальше збільшення шорсткості призведе до домінування дифузної пелюстки.

Прадип та ін. [3] у своїй роботі показали, що для поверхонь з високим дзеркальним коефіцієнтом дзеркальний пік набагато більший, ніж дзеркальна пелюстка та дифузний компонент незначна. Така концентрація світлової енергії вздовж дзеркальної частки викликає сильні відблиски на зображеннях.

Також Чанг та ін. [4] повідомляли, що сильно дзеркальні відбивні поверхні з дуже слабким дифузним відбиттям роблять перевірку поверхні складним

завданням, оскільки такі поверхні занадто чутливі до напрямку освітлення, щоб сформувати прийнятну інформацію про поверхню.

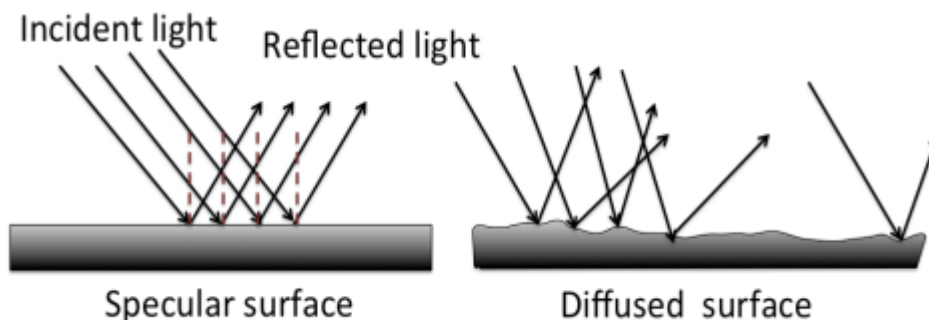


Рисунок 1.1 - Ілюстрація відбиття на дзеркальних та дифузних поверхнях.

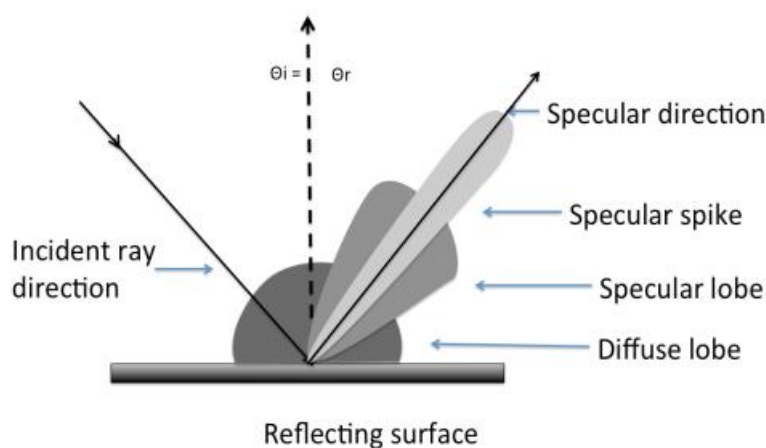
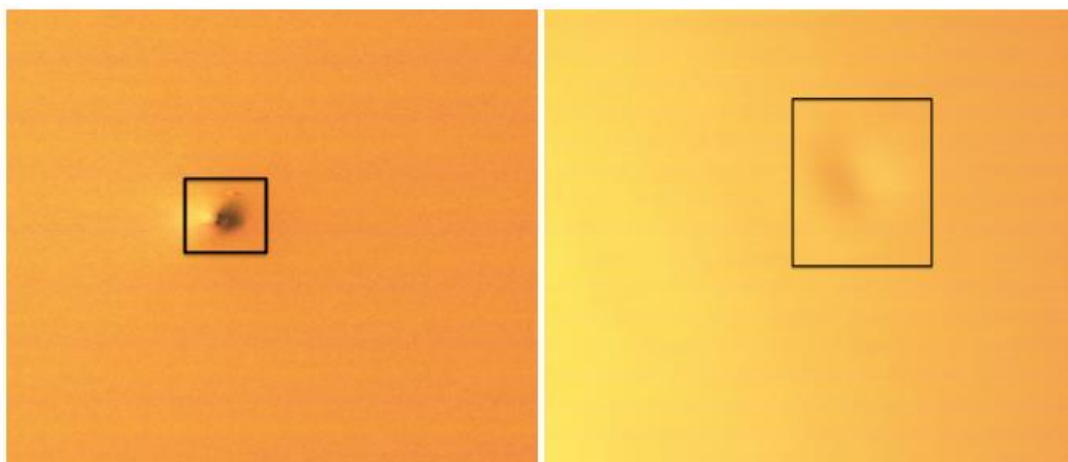


Рисунок 1.2 - Модель відбиття Наяра.

Автомобільна фарба наноситься різними шарами один за одним. Ці шари фарбування включають електрофарбу, ґрунтовку, базове покриття та прозоре покриття [5Базове покриття визначає колір та візуальний вигляд поверхні транспортного засобу. Основні доступні типи кольорів - суцільний, металевий та перламутровий. Наявність алюмінієвої крихти надає металевій поверхні блискучого ефекту. Оскільки 87,47% пофарбованої поверхні вантажівки є суцільною, зображення для виявлення дефектів були отримані переважно з суцільної поверхні.

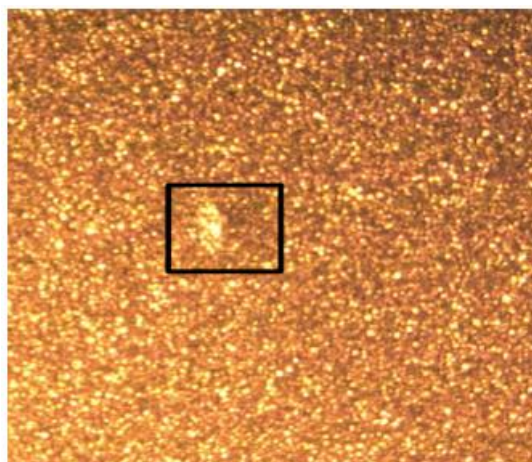
Фарбування автомобілів – це безперервний процес, і під час цього процесу можуть виникати дефекти поверхні. Ці дефекти фарби можуть негативно

вплинути на кінцевий вигляд поверхні автомобіля. Деякі дефекти можна виміряти, а деякі – ні.



а) бруд на твердій поверхні

б) кратер на твердій поверхні



в) бруд на металевій поверхні

Рисунок 1.3 - Мікроскопічний огляд дефектів на пофарбованій поверхні автомобіля.

Основні вимірювані дефекти, виявлені на пофарбованих поверхнях вантажівок, пояснюються нижче.

- Бруд

Бруд утворюється через наявність сторонніх частинок у фарбі. Ці сторонні частинки можуть бути пилом або волокнами.

- Кратер

Кратер виглядає як круглий вулкан з піднятим краєм. Причиною кратера є різниця в поверхневому натягу, спричинена забрудненнями у фарбі.

- Поверхнева подряпина

Основною причиною появи подряпин на поверхні є механічне пошкодження верхнього шару покриття.

- Краплі/течі

Патьок проявляється у вигляді нерівномірного покриття, спричиненого накопиченням фарби.

На пофарбованій поверхні також присутні невимірювані дефекти фарби, такі як різниця в кольорі, надмірне розпилення, сухе розпилення, сліди полірування тощо.

З малюнка зрозуміло2.3Цей кратер виглядає як дефект кривизни. Такі дефекти видно лише під певними кутами, що ускладнює їх захоплення камерою машинного зору. Також цятки на металевій поверхні можуть бути сплутані з дефектами алгоритмами виявлення дефектів. Отже, вибір системи машинного зору та алгоритмів комп'ютерного зору є критично важливим для забезпечення продуктивності системи контролю пофарбованої поверхні. У наступних розділах цього розділу наведено огляд різних компонентів системи машинного зору та різних методів комп'ютерного зору для контролю дзеркальної поверхні.

Система машинного зору.

Для перевірки пофарбованої поверхні системі машинного зору потрібне якісне зображення для виявлення дефектів. У загальному вигляді можна сказати, що система машинного зору повинна бути здатною створювати високий контраст між цікавими ознаками (дефектами) та неушкодженою поверхнею. Система машинного зору складається з камери, лінз, освітлення, програмного забезпечення для отримання зображень та складного алгоритму комп'ютерного зору для обробки зображень. Основними методами машинного зору для перевірки дзеркальної поверхні є візуалізація інтенсивності [6] та фазовий зсув [7]. Ця відмінність ґрунтується на освітленні, яке використовується в системі машинного зору. У наступних підрозділах наведено опис ключових компонентів системи машинного зору.

Камера.

Аджай [8] у своїй роботі представив два методи сканування поверхні: один - лінійне сканування, а інший - площинне сканування. Камери лінійного сканування використовують лінійний масив фотодатчиків, а їхні зображення є одновимірними. Щоб охопити велику площу, потрібно, щоб рухалася або камера лінійного сканування, або об'єкт. Основною перевагою камери лінійного сканування є те, що вона може забезпечувати зображення високої роздільної здатності. Недоліком цього методу є те, що для створення повного зображення поверхні потрібне зовнішнє обладнання для об'єднання всіх цих ліній. Оскільки вартість лінійного сканування висока, наразі масив камер площинного сканування широко використовується в системах машинного зору для охоплення великої площі. Камера площинного сканування може забезпечити двовимірне зображення за одну експозицію.

Принцип роботи камери полягає в тому, що світло, що надходить від об'єкта, перетворюється фотодатчиком на електричний сигнал. Ці датчики можуть бути або CCD (прилад із зарядовим зв'язком), або CMOS (комплементарний металоксид-напівпровідник). Вироблена електроенергія пропорційна інтенсивності світла, що надходить [9]. CMOS-сенсори можуть мати більше вбудованих функцій, ніж їхні аналоги, такі як CCD-сенсори [10]. У цій роботі вибрані камери для тестування оснащені CMOS-сенсорами. Основні параметри камери, які необхідно враховувати під час вибору камери машинного зору:

- Роздільна здатність

Роздільна здатність – це найменша помітна характеристика, яку камера може зафіксувати без розмиття. Вона вимірюється в пікселях. Камера з меншим розміром пікселя має зображення з вищою роздільною здатністю та може зафіксувати більше деталей об'єкта, що досліджується.

- Поле зору

Ділянка об'єкта, що перевіряється, яку може зафіксувати камера.

- Робоча відстань

Відстань між передньою частиною лінзи та об'єктом, що перевіряється.

- Глибина різкості

Це зона між найближчою та найдалшою точками в сцені, яка може виглядати різкою на зображенні. Глибина різкості також відома як діапазон фокусування.

- F-число

Це відношення фокусної відстані до діаметра вхідної зіниці об'єктива. Число F - це безрозмірна величина. Менше число F означає більший діаметр діафрагми зіниці об'єктива.

Також потрібні відповідні об'єктиви, щоб сфокусувати камеру на потрібному полі зору поверхні. Об'єктиви допомагають збільшити контраст між фоном та об'єктами, що цікавлять. На ринку доступні різні звичайні об'єктиви та телецентричні об'єктиви для застосування в системах машинного зору. Перевага телецентричної об'єктива над звичайною об'єктивом полягає в тому, що вона здатна створювати зображення з однаковим збільшенням для всіх об'єктів у заданому діапазоні. Оскільки телецентрична об'єктив отримує лише світлові промені, паралельні оптичній осі. Ця перевага уникнення спотворення перспективи за допомогою телецентричних об'єктивів добре підходить для метрологічних застосувань [11]. Однак телецентрична лінза має цю властивість лише в діапазоні, який називається телецентричною глибиною. За межами телецентричної глибини зображення спотворюватимуться. З цієї причини телецентричні лінзи з великим радіусом дії дорожчі за звичайні лінзи.

Освітлення.

Роль освітлення в системі машинного зору полягає у підвищенні видимості об'єктів, що цікавлять. Якість зображення сильно залежить від освітлення, що використовується в системі машинного зору [12]. Отже, вибір відповідного освітлення має вирішальне значення для забезпечення ефективного виявлення дефектів на дзеркальній поверхні. Франц та ін. [6] класифіковані освітлення, що використовуються для систем поверхневого огляду, як переднє освітлення, заднє освітлення та структуроване освітлення, як показано на рисунку 2.4 Для

візуалізації інтенсивності відбивних поверхонь актуальним є фронтальне освітлення. На ринку доступні різні типи методів фронтального освітлення.

Вони складаються з розсіяного (повне світле поле), коаксіального світла (повне світле поле), спрямованого світлого поля (часткове світле поле) та спрямованого темнопольного освітлення [13].

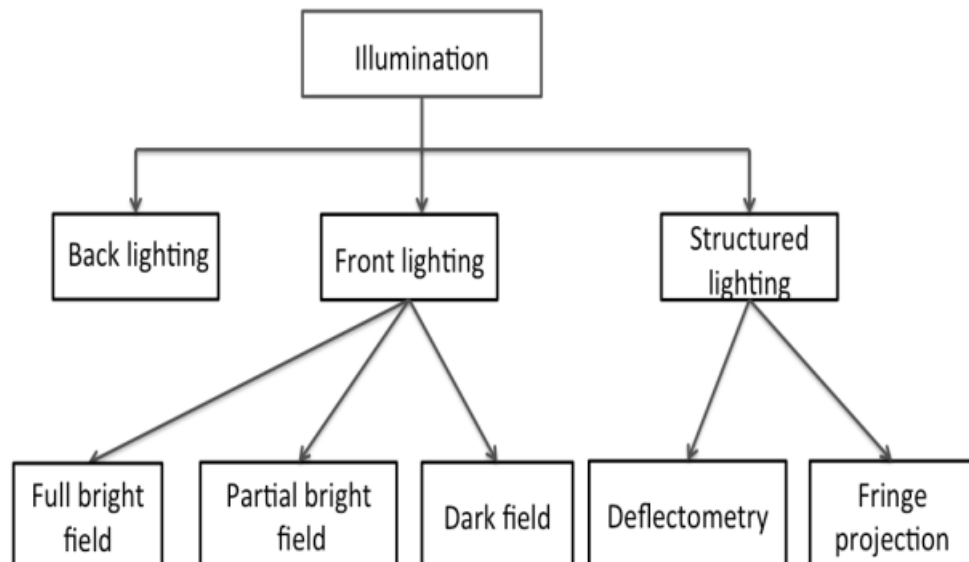


Рисунок 1.4 - Блок-схема машинного зору. Підсвічування.

Розсіяне освітлення може забезпечити рівномірне освітлення та усунути тіні. Але воно не підійде для автомобільної промисловості через свою чутливість до нерівної геометрії поверхні [7]. Також для ефективного огляду потрібна безпосередня близькість до поверхні, що перевіряється. При спрямованому освітленні яскравим полем кут падаючого світла до нормалі до поверхні невеликий, і це призводить до того, що більша частина світла падає на сенсор камери. Отже, поверхня виглядатиме яскравішою, а дефекти – темнішими на отриманому зображенні. При освітленні темним полем кут падаючого світла на поверхню менший, і це, як наслідок, призводить до відбиття світла від недефектної поверхні. Наявність дефектів призводить до відбиття світла до камери. Отже, зображення буде переважно темним для недефектної ділянки та яскравішим для дефектів при освітленні темним полем.

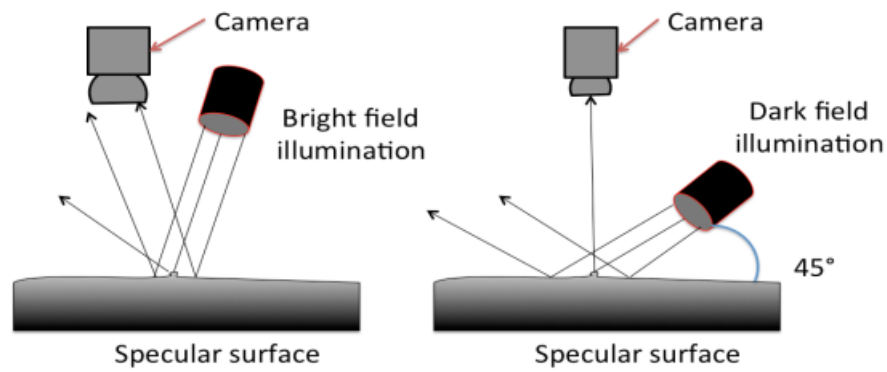


Рисунок 1.5 - Принцип освітлення світлого та темного поля.

Абуелела та ін. [14] запропонували автоматичну систему контролю дефектів текстильної тканини, яка використовує інфрачервоне темнопольне освітлення як джерело світла. Вони припустили, що темне поле може бути корисним для збільшення дрібних дефектів. У 1990 році Піронен та ін. [15] розробили автоматизовану систему візуального контролю дзеркальних поверхонь прокатного металу. У їхній системі як система отримання зображень використовувалися конденсуючі освітлювачі яскравого поля та лінійна скануюча камера CCD. Рамамурті та ін. порівняли установки часткового освітлення яскравого поля та освітлення темного поля для контролю кілець з високою відбивною здатністю [16]. У їхній роботі зображення з налаштуванням освітлення темного поля дали точніші результати виявлення дефектів, ніж зображення з частковим освітленням світлого поля.

Методи фазового зсуву, такі як проекція смуг та дефлектометрія, використовують структурований світловий малюнок [7]. Ці візерунки проектуються на поверхню, а потім вимірюється зміщення або спотворення візерунка, спричинене змінами нахилу поверхні. Структуроване освітлення часто використовується для отримання карти висот поверхні, особливо для завдань 3D-інспекції. Каммель та ін. чітко розмежували метод проекції смуг та дефлектометрію. У проекції смуг камера фокусується на поверхню, на яку проектується візерунок. У той час як у дефлектометрії камера спостерігає відображення візерунка, що відображається на екрані, від поверхні. Тут

контрольована поверхня також є частиною оптичної системи. На відміну від методу проєкційних смуг, дефлектометрія чутлива до невеликих коливань поверхні, що є важливим для вимірювання дефектів кривизни, таких як кратер на пофарбованій поверхні.

1.2 Методи комп'ютерного зору для виявлення дефектів на пофарбованих поверхнях

Наступним кроком у системі машинного зору є застосування алгоритмів виявлення дефектів до захоплених зображень пофарбованої поверхні. Основні алгоритми виявлення дефектів для зображень інтенсивності можна розділити на чотири категорії:

1. Статистичні підходи
2. Структурні підходи
3. Підходи на основі фільтрів
4. Підходи на основі моделей.

Статистичні підходи.

Статистичні підходи вимірюють просторовий розподіл значень пікселів. Цей метод включає гістограмні підходи, локальний бінарний шаблон (LBP) та гістограмно-орієнтовані градієнти (HOG). Можна використовувати статистичні ознаки, такі як середнє значення, стандартне відхилення, центральні моменти та моменти Ну з ділянок зображення для класифікації дефектів. Моменти Ну є обертальними, трансляційними та масштабно-інваріантними. виявлення дефектів можна виконати на тканинах за допомогою LBP. Для обчислення LBP зображення розділяється на комірки, а центральний піксель комірки порівнюється з її круговою околицею. Потім гістограма LBP обчислюється для комірок. Ці гістограми LBP нормалізуються, а потім об'єднуються для отримання вектора ознак. Ознаки HOG підраховують кількість випадків градієнтних орієнтацій над локальною коміркою на зображенні. Ці ознаки використовують для виявлення дефектів людиною. Оскільки зображення інтенсивності мають

помітну градієнтну орієнтацію між дефектом і фоном, ознаки HOG також можуть бути рішенням для виявлення дефектів.

Структурні підходи.

Структурні підходи в основному складаються з морфологічних операцій. Основними морфологічними операціями, що використовуються як для бінарних, так і для сірошкальних зображень, є ерозія, розширення, відкриття та закриття тощо. Відповідний вибір структурного елемента значно впливає на виконання морфологічних операцій. Також можна використовувати комбінацію вейвлет-мережі Габора та морфологічних операторів для виявлення дефектів у текстурі тканини. У цьому методі попередньо навчена вейвлет-мережа Габора спочатку використовується для проектування структурного елемента морфологічних методів. Потім вхідне зображення послідовно проходить через морфологічні операції та етапи порогового визначення для виявлення дефектів. Виявлення дефектів на керамічній плитці ефективно за рахунок застосування морфологічних операцій.

Підходи на основі фільтрів.

Підходи на основі фільтрів включають фільтр Габора, вейвлет-перетворення та перетворення краю. Захисні фільтри, такі як Собеля, Канні, Лапласа, Роберта та Деріша для зображень у градаціях сірого. Функція Габора — це двовимірний гаусівський модульований синусоїдальний плоский хвиль з частотою та орієнтацією. Фільтр Габора можна розглядати як етап попередньої обробки у виявленні дефектів. За допомогою фільтра Габора можна створити розмежування між дефектами та фоном. Потім для виділення області дефекту потрібне просте порогове значення.

Вейвлет-перетворення з материнськими вейвлетами, використовуються для знаходження країв у 2D-зображеннях. Банк фільтрів 2D-вейвлет-перетворення розкладає 2D-зображення на коефіцієнти апроксимації та коефіцієнти деталізації у трьох орієнтаціях (вертикальній, горизонтальній та діагональній). Коефіцієнт апроксимації містить низькочастотну складову зображення, а коефіцієнт деталізації — високочастотну складову зображення. Це

забезпечує нам різні краї на зображеннях, а також може бути використано для усунення шуму на зображенні. На основі 2-D трансляційно-інваріантного RI-сплайнового вейвлет-перетворення, було розроблено нову автоматизовану систему виявлення дефектів металевих поверхонь.

Підходи на основі моделей.

Модельні підходи можуть забезпечити класифікацію дефектів. Перевага класифікації дефектів полягає в тому, що вона допомагає в діагностиці подібних типів дефектів. Знання типу дефекту дуже корисне для ремонту пофарбованої поверхні. Два основні модельні підходи, запропоновані – це штучна нейронна мережа (ANN) та метод опорних векторів (SVM). У своїх експериментах нейронна мережа давала точніші результати, ніж SVM, але вони зазначили, що нейронна мережа є обчислювально дорожчою, ніж SVM.

Автори успішно реалізували статистичну ознаку на основі двошарової нейронної мережі для виявлення дефектів на текстурованих поверхнях. Було використано позначені ознаки з дефектами та без них для навчання моделі за допомогою зворотного поширення змін. Пізніше ця навчена модель тестується з непозначеними ознаками, що реалізується за допомогою ковзного вікна.

Пов'язані роботи щодо систем перевірки дефектів фарби.

Система автоматичного огляду кузова (ABIS) — це система огляду нефарбованих кузовів автомобілів, яка автоматично виявляє дефекти, такі як вм'ятини та брижі на кузовах автомобілів під час виробництва. Основними компонентами цієї системи для онлайн-виявлення дефектів є: від двадцяти до двадцяти п'яти датчиків дальності та роботи. Масив сенсорів сканує всю поверхню кузова для виявлення дефектів, а роботи позначають ці виявлені ділянки дефектів. Система ABIS здатна виконувати ідентифікацію типу автомобіля, який в'їжджає на сенсорний портал, збір 3D-даних, виявлення, аналіз та класифікацію дефектів. Але ця система обмежена виявленням дефектів на дифузно відбиваючих поверхнях, таких як листовий метал.

D SIGHT — це система контролю поверхні в режимі реального часу, запатентована Diffracto Ltd у Канаді для перевірки дефектів на поверхнях з

високим рівнем відбиття (шорсткість менше 0,05 мкм). Основні компоненти цієї системи складаються з камери, освітлення та світловідбивного екрана. Ця система здатна виявляти незначні дефекти поверхні, що виходять за межі площини, на великих поверхнях з високим рівнем відбиття. Ефективність цієї системи знижується зі збільшенням шорсткості пофарбованої поверхні. Шорсткість поверхні повинна бути менше 0,13 мкм, щоб забезпечити належну роботу цієї системи. Оскільки на контраст дефекту сильно впливає навколишнє освітлення, ця система потребує екранування під час перевірки поверхні.

Німецький виробник датчиків Micro-Epsilon представив reflectCONTROL для перевірки пофарбованої поверхні кузова автомобіля. Принцип інспекції базується на методі дефлектометрії, і ця система здатна реконструювати дефекти у 3D. Для проведення поверхневого огляду автомобіля reflectCONTROL використовує чотирьох роботів, що працюють паралельно, кожен з яких оснащений великим монітором і чотирма камерами. Ця система інспекції займає менше однієї секунди для огляду автомобіля. Але на її продуктивність впливає «апельсинова кірка» пофарбованої поверхні та навколишнє освітлення в зоні огляду.

Оскільки всі вищезгадані системи онлайн-інспекції є дуже дорогими та базуються виключно на методах комп'ютерного зору, у цій дипломній роботі досліджується та пропонується набагато дешевше рішення для системи контролю якості пофарбованих поверхонь, засноване на підході, керованому даними.

2. ПРОЄКТНА ЧАСТИНА

2.1. Компоненти налаштування машинного зору

Сенсори, оптика та освітлювальні прилади, які були протестовані під час виконання роботи, перелічені нижче.

1. Сенсори.

Монохромна камера Genie Nano M2450 — це монохромна камера з роздільною здатністю 5,1 МП та роздільною здатністю зображення 2448 x 2048. Вона використовує гігабітний Ethernet як інтерфейс, а передача даних здійснюється через кабель Ethernet. Кожен піксель має розмір 3,45 мкм, що менше за розмір дефекту. Програмне забезпечення для отримання зображень, що підтримується камерою Gene, — це Common Vision Blox, ліцензований Stemmer Imagin.

Монохромна камера Basler ace 2.3 МП — це монохромна камера з CMOS-сенсором. Роздільна здатність зображення становить 1920 x 1200, а розмір кожного пікселя становить 5,86 мкм. Передача даних здійснюється через USB 3.0, а програмне забезпечення для отримання зображень — Matrox Design Assistant, ліцензоване Matrox imaging.

2. Оптика.

Телецентрична лінза Телецентричний об'єктив TC 23036 має робочу відстань 10,25 см та глибину різкості 11 мм. Об'єкт слід тримати в діапазоні глибини різкості, щоб забезпечити його чітке зображення. Поле зору об'єкта, що забезпечується об'єктивом TC23036, дорівнює 6,1 см. Спотворення реального зображення становить менше 0,04 %.

Лінза Кова (звичайна лінза) Kowa LM16 — це об'єктив із байонетом C та ручним фокусуванням. Фокусна відстань цього об'єктива дорівнює до 16 мм, а мінімальний діапазон фокусування становить 0,1 м. Об'єктив Kowa має діафрагмове число від F1.8 до F16.

3. Ілюмінації.

Купольний світильникПлафонний світильник MB-DL406-RGB24ILD — це розсіяне освітлення, що підходить для вигнутих дзеркальних поверхонь. Це освітлення доступне у кольорі RGB LED. Для RGB-плафонного світильника необхідне живлення 24 вольт постійного струму. Площа, що охоплюється плафонним світильником, становить 17,78 см в діаметрі.

Коаксіальне світло.

Світлодіодний світлодіод PHLOX RGB на осі може охоплювати площу 10 см x 10 см. Півдзеркало в коаксіальному світильнику відбиває світло збоку до цілі. Дзеркальне відбиття від цілі проходить через півдзеркало до камери, де розсіяне відбиття блокується. Це створює контраст між дефектною та бездоганною поверхнею.

Кільцеподібне світло.

На плитах було протестовано три різні кільцеві лампи темного поля. Це: кольорові RGB (HPR2-100FC), білі (HPR2-100SW) та інфрачервоні (LDR2-90IR2-850) кільцеві лампи. Кольорові RGB та білі кільцеві лампи мають внутрішній діаметр 66 мм. ІЧ-кільцева лампа має внутрішній діаметр 50 мм та пікову довжину хвилі 850 нм.

Світло барної стійкиПід час експериментів було протестовано білу світлову смугу (LDL2-266X30SW) та світлову смугу з 4 елементами, виготовлену з LDL2-80X16SW. Світлова смуга з 4 елементами має дифузійну кришку для створення ефекту розсіювання світла.

Розумна кольорова коробкаРозумна кольорова коробка допомагає вибрати найкращий колір світла для застосування, тестуючи різні кольори світла на тестовій поверхні. Вона має шість світлодіодних ламп з білим, червоним, синім, зеленим, ультрафіолетовим та інфрачервоним варіантами. Кожен з них можна вибрати, натиснувши кнопку за кольоровою коробкою.

4. Програмне забезпечення

MATLABУсі алгоритми попередньої обробки та виявлення дефектів були реалізовані в MATLAB. Для дипломної роботи були використані вбудовані

функції MATLAB для фільтрів, морфологічних операцій, вейвлет-перетворення, сегментації суперпікселів та функції HOG.

- Програмне забезпечення для отримання зображень Common Vision Bloc
- Програмне забезпечення для отримання зображень Matrox Design Assistant

Випробувальний стенд для монтажу установки був виготовлений з алюмінієвого профілю aluflux, а випробування установки проводилися на тестових плитах розміром 20 см x 10 см, зібраних з фарбувального цеху. На тестових плитах були протестовані різні комбінації датчиків, оптики та освітлення. Шляхом візуального огляду отриманих зображень було здійснено швидкий вибір лінз та освітлення.

Вибрані комбінації освітлення та оптики були оцінені шляхом застосування простих алгоритмів комп'ютерного зору, таких як морфологічні операції та різні фільтри до отриманих зображень.

На основі експериментів у лабораторних умовах було створено прототипи двох можливих рішень системи машинного зору для виявлення дефектів на пофарбованій поверхні кузова вантажівки. Одне з можливих рішень, налаштування кільцевого світла, базується на темнопольному освітленні, а інше рішення - дефлектометрія - на структурованому освітленні. Проект виконувався групою з двох осіб. Під час дисертації було вирішено, що один член команди досліджуватиме налаштування темнопольного освітлення, а інший член команди - дефлектометрію. У цій роботі досліджується налаштування темнопольного освітлення за допомогою алгоритмів машинного навчання для виявлення дефектів.

Для класифікації типів дефектів було використано алгоритми машинного навчання, такі як штучна нейронна мережа. Алгоритм машинного навчання вимагає великого набору даних для навчання. Дані, які будуть використані для класифікації, - це зображення інтенсивності, зібрані з прототипу установки

кільцевого світильника. Класифікація буде базуватися на наявності бруду, подряпин та відсутності дефектів.

2.2 Методи комп'ютерного зору для покращення зображення

Теоретичні принципи, що лежать в основі різних методів комп'ютерного зору, що використовуються Під час дисертаційної роботи з покращення зображення обговорюються в наступних підрозділах. Ці методи комп'ютерного зору включають фільтр Габора, вейвлет-перетворення та сегментацію суперпікселів.

Фільтр Габора

Фільтр Габора генерується модуляцією синусоїдального сигналу за допомогою гаусової функції. Відгук фільтра Габора подібний до відгуку зорової кори головного мозку людини. Рівняння фільтра Габора, описане Даугманом це:

$$g_{\lambda,\theta,\phi,\sigma,\gamma}(x,y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \varphi\right),$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta,$$

$$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta,$$
(2.1)

де λ – довжина хвилі;

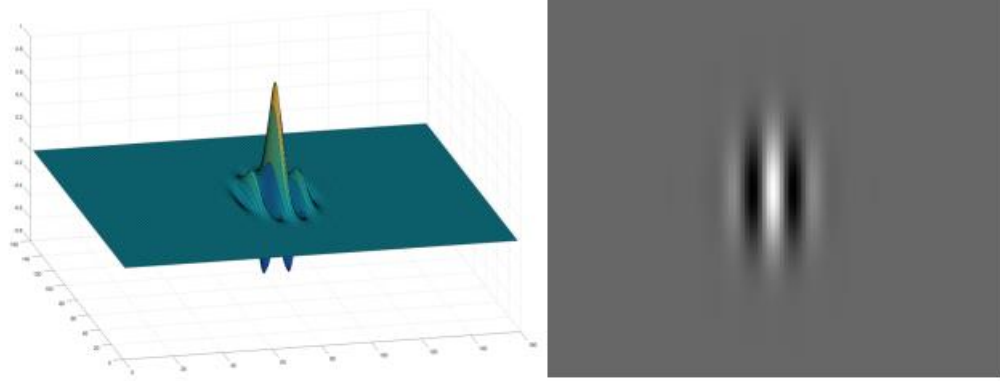
ψ – фазове зміщення косинусної функції в рівнянні фільтра Габора;

σ - являє собою стандартне відхилення функції Гауса в рівнянні фільтра Габора;

γ – співвідношення сторін функції Гауса;

θ - являє собою орієнтацію фільтра Габора.

Відгук фільтра Габора двовимірного зображення можна отримати шляхом згортки зображення з банком фільтрів Габора



а) 3D-графік фільтра Габора

б) 2D-графік фільтра Габора

Рисунок 2.1 - Фільтр Габора з довжиною хвилі (λ) = 10 та орієнтацією (θ)=0.

Банк фільтрів Габора генерується шляхом комбінації різних довжин хвиль та орієнтацій. Фільтр Габора з довжиною хвилі 10 пікселів/цикл та орієнтацією, що дорівнює 0° , показано на рис. 2.1. Для отримання кращих результатів з фільтрами Габора слід вибирати відповідну довжину хвилі та орієнтацію відповідно до застосування. Фільтри Габора зазвичай застосовуються для аналізу текстур зображень.

Вейвлет-перетворення

Вейвлет-перетворення може відображати сигнал як у частотній, так і в часовій області. Пірамідальний алгоритм, запропонований Маллатом, використовує банки низькочастотних та високочастотних фільтрів для розкладання двовимірного зображення, як показано на рис. 2.2.

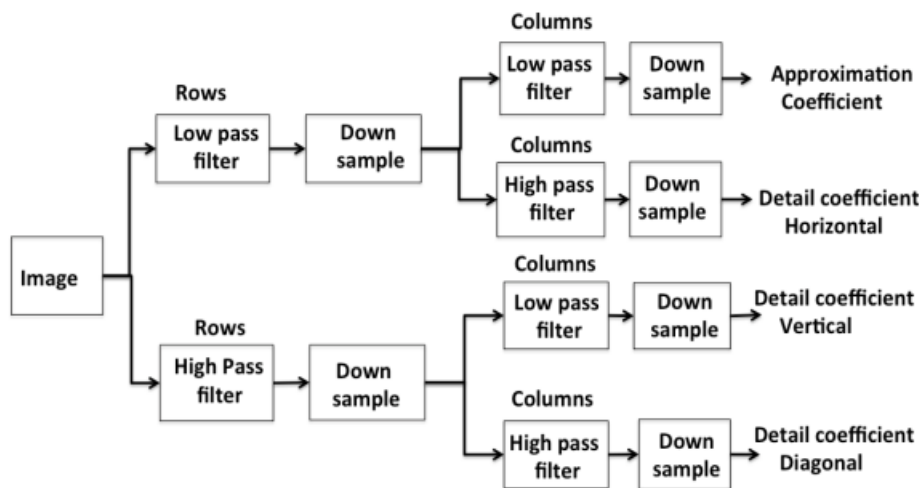


Рисунок 2.2 - Двовимірне вейвлет-розкладання.

У його підході двовимірне зображення розглядається як одновимірне вейвлет-перетворення в напрямках x та y . Банк вейвлет-фільтрів розкладає зображення на коефіцієнт апроксимації та коефіцієнти деталізації в трьох орієнтаціях (горизонтальній, вертикальній та діагональній). Найпростіший вейвлет типу Хаара можна представити формулою 2.2.

$$\psi = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2}, \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1, \\ 0 & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (2.2)$$

Суперпиксельна сегментація.

Суперпиксель – це сукупність сусідніх пікселів з подібними значеннями інтенсивності або представленням текстури. За допомогою сегментації суперпикселів можна розділити зображення на неперекриваючі суперпикселі. Суперпиксель зменшує складність сегментації з одним пікселем. Функція суперпикселів MATLAB використовує алгоритм простої лінійної ітеративної кластеризації (SLIC), запропонований Ачантою та ін. [49] для виконання сегментації суперпикселів.

Цей підхід виконується у п'ятивимірному просторі $labxy$ шляхом кластеризації пікселів, які розташовані ближче один до одного та мають подібний колір. $[l, a, b]^T$ представляє вектор кольору пікселя в колірному просторі CIELAB, а $[x, y]^T$ представляє координату пікселя у двовимірному просторі. Аббревіатура l у lab відповідає яскравості, а a та b відповідають двом колірним каналам (зелений-червоний та синій-жовтий). Вхідними даними для функції суперпикселів є кількість суперпикселів (K). Для N пікселів зображення, можливий розмір суперпикселя дорівнює N/K , а інтервал сітки S дорівнює $\sqrt{N/K}$ початкових центрів кластерів призначаються інтервалам сітки як $C_k = [l_k, a_k, b_k, x_k, y_k]^T$. Потім ці кластери переміщуються в найнижчу градієнтну позицію в своїй околиці, щоб уникнути кластеризації суперпикселя поблизу краю. Для кожного пікселя в області $2S \times 2S$ навколо центру C_k відстань між центром і пікселем (D_s) обчислюється на основі формули 2.3.

$$\begin{aligned}
d_{lab} &= \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \\
d_{xy} &= \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \\
D_s &= d_{lab} + \frac{m}{S} d_{xy}
\end{aligned}
\tag{2.3}$$

Чим більше значення m , тим більша вага надається просторовій близькості, а чим менше значення m , тим більша вага надається кольоровій схожості. Після того, як кожен піксель пов'язаний з кластером, центр кластера оновлюється середнім значенням вектора $[l, a, b, x, y]^T$. Цей процес повторюється, доки похибка між новим центром кластера та попереднім центром кластера не стане меншою за попередньо призначене порогове значення.

Штучна нейронна мережа.

Штучна нейронна мережа (ШНМ), натхненна функціональністю людського мозку, складається з вхідних вузлів (або нейронів), прихованих шарів та вихідних вузлів. Ці шари з'єднані зв'язками, а сила кожного зв'язку відома як його вага. Модель штучної нейронної мережі, яка була реалізована, має вхідний та вихідний шари, як показано на рис. 2.3 і не має жодних прихованих шарів. Кількість вхідних шарів залежить від розміру вектора ознак, створеного для навчання моделі ШНМ. Вихідний шар має три вузли. Кожен вузол відповідає відсутності дефектів, забрудненню та подряпині відповідно.

Навчання штучної нейронної мережі складається з двох основних кроків. Перший – це пряме поширення, а інший – зворотне поширення. На кроці прямого поширення ваги ланок нейронної мережі випадковим чином ініціалізуються, а потім обчислюється значення для кожного вихідного вузла. Оскільки набір даних для навчання позначено, бажаний вихід для кожного вузла відомий. Ваги кожної ланки оновлюються на кроці зворотного поширення, щоб зменшити допустиму похибку сигналу вихідного вузла. Матриця ваг відповідає трьом шарам вихідних вузлів, а розмір вхідного шару (розмір ознаки HOG) 1×576 задано в рівнянні 2.4. Розмір вагової матриці становить 3×577 .

$$\text{Weight matrix} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,577} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,577} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & \dots & w_{3,577} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Важливо зазначити, що разом із вхідними даними додається зміщення. Це зміщення дозволяє навчальній моделі зміщувати функцію активації праворуч або ліворуч.

Ефективна стратегія ініціалізації ваг, запропонована Глоротом та ін. полягає у випадковому виборі значень ваги рівномірно в діапазоні $[-\beta_{init}, \beta_{init}]$. β_{init} можна розрахувати на основі рівняння 2.5, де f_{in} – це кількість вагових коефіцієнтів, а f_{out} – кількість вихідних вузлів.

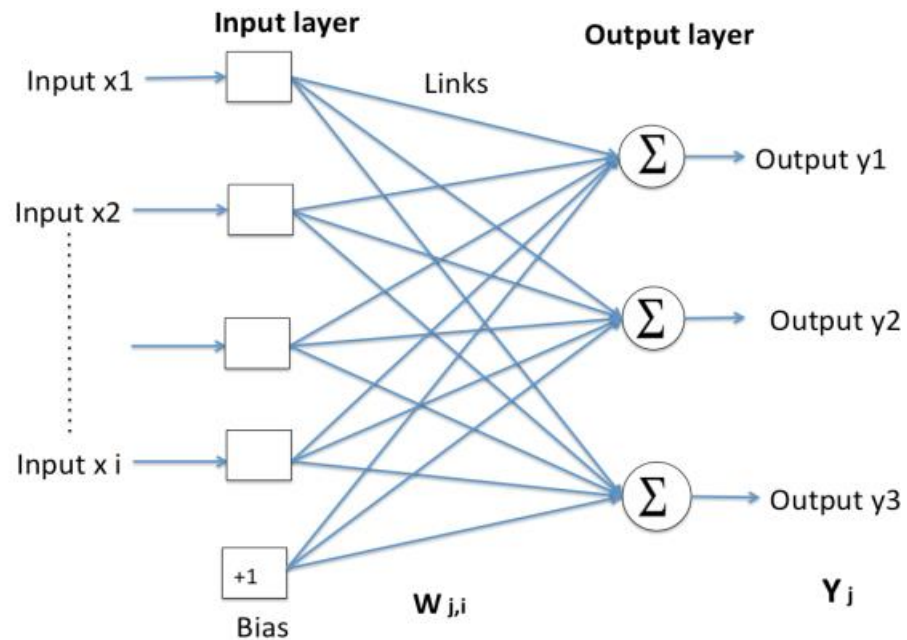


Рисунок 2.3 - Базова структура одношарової штучної нейронної мережі.

$$\beta_{init} = \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{f_{in} + f_{out}}} \quad (2.5)$$

Вхідні вузли є пасивними, вони отримують одне значення ознаки, а потім передають його на кілька вихідних шарів або прихованих шарів. Вихідні шари множать ці вхідні дані на відповідну вагу та підсумовують усі, як описано в рівнянні 2.6. Пряме поширення сигналу зображено на рис. 2.4.

$$z_j = \sum_{i=1}^{577} x_i w_{j,i} \quad (2.6)$$

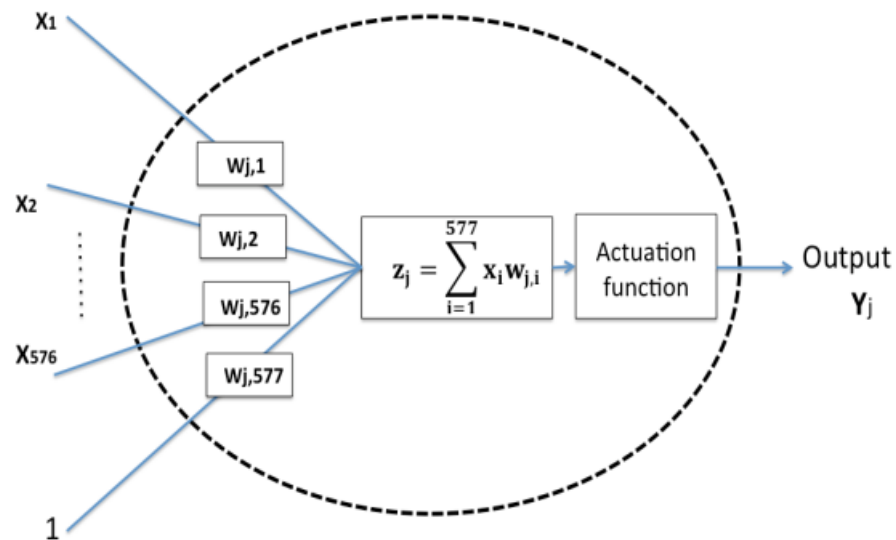


Рисунок 2.4 - Ілюстрація роботи перцептрона штучної нейронної мережі.

Вихід ШНМ розраховується шляхом введення рівняння 3.6 у функцію активації. Типовим прикладом функції активації є сигмоподібна функція, яка визначається формулою 3.7. Сигмоїдна функція — це монотонно зростаюча функція, обмежена горизонтальними асимптотами як вхідними даними досягає $\pm\infty$.

$$a_j = \frac{1}{1 + e^{-z_j}} \quad (2.7)$$

Сигмоїдна функція обмежує вхідне значення дійсної величини діапазоном від 0 до 1. Приклад сигмоїдної функції показано на рисунку 2.5.

Потім похибка для j -го вихідного вузла обчислюється з різниці між бажаним виходом вузла j та поточною активацією вузла.

$$e_j = y_j - a_j \quad (2.8)$$

Навчання перцептрона виконується методом зворотного поширення. У цьому методі сигнал помилки, розрахований для кожного вихідного вузла,

поширюється назад від виходу до входу. Ваги оновлюються з Δw_{ji} згідно з формулою 2.9.

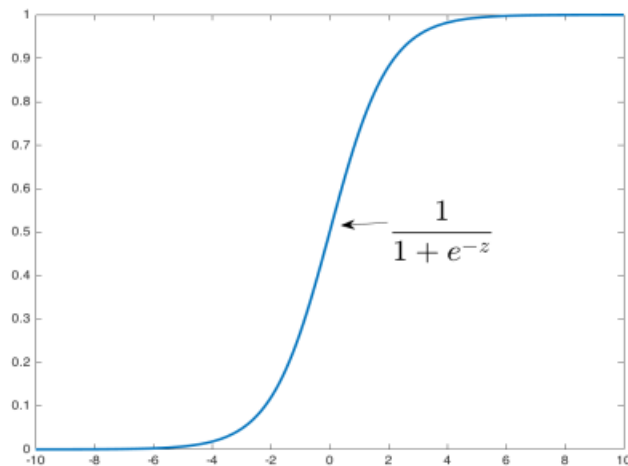


Рисунок 2.5 - Сигмоїдна функція.

$$w_{ji} = w_{ji} + \Delta w_{ji} \quad (2.9)$$

Ці Δw_{ji} були розраховані з сигналу помилки кожного вихідного вузла.

$$\Delta w_{ji} = \alpha e_j x_i \quad (2.10)$$

А у рівнянні 2.10 представляє швидкість навчання. Оскільки градієнт ваги множиться на швидкість навчання, вкрай важливо вибрати відповідну швидкість навчання. Якщо швидкість навчання занадто мала, результат нейронної мережі застрягне в локальному оптимумі, і процес навчання стане занадто повільним. Якщо альфа занадто велика, результат коливатиметься і не зможе отримати стабільну вагу.

2.3 Функції нейронної мережі

Продуктивність класифікатора значною мірою залежить від вибору відповідних векторів ознак. Дескриптор ознак допомагає спростити

представлення ділянки зображення в корисну інформацію, відкидаючи зайву інформацію.

Гістограма ознак орієнтованих градієнтів (HOG)

HOG – це аббревіатура від Histogram of Oriented Gradients (гістограма орієнтованих градієнтів). HOG може представляти зображення як його локальну гістограму. Зовнішній вигляд та форму локального об'єкта на зображенні можна пояснити розподілом градієнтів інтенсивності в гістограмі орієнтованих градієнтних дескрипторів. Існує три кроки для обчислення HOG, як показано на рис. 2.6. Перед виконанням цих кроків зображення розділяється на комірки розміром 4×4 пікселі.

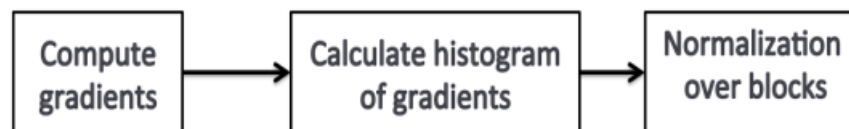


Рисунок 2.6 - Кроки для розрахунку характеристик HOG.

Першим кроком для обчислення HOG є обчислення градієнта зображення. Обчислення градієнта виконується шляхом фільтрації зображення за допомогою горизонтального та вертикального фільтра похідних.

$$x = [-1 \ 0 \ 1] \quad \text{and} \quad y = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Величина та орієнтація градієнта обчислюються за формулою 2.12.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad \text{and} \quad \theta = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (2.12)$$

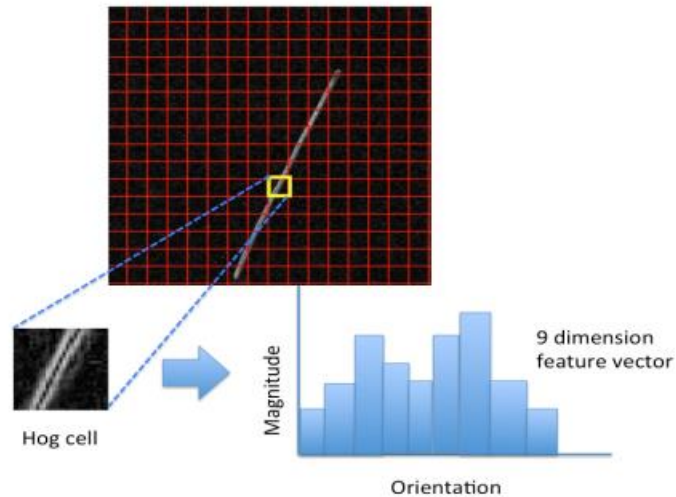


Рисунок 2.7 - Градієнтне зображення розділене на неперекриваючі комірки HOG. Кожна комірка HOG складається з 4×4 пікселів.

Другим кроком у розрахунку HOG є знаходження гістограм градієнтів для кожної комірки. Гістограма обчислюється для кожного пікселя в кожній комірці, де вісь x є орієнтацією, а вісь y – величиною градієнта, як показано на рисунку. 3.7 Канали гістограм рівномірно розподілені між 0° та 180° для беззнакового біну (9-й бін) та від 0° до 360° (18-й бін) для знакового біну. Далал та ін. у своєму експерименті виявили, що 9-бітна гістограма дала кращі результати, ніж 18-бітна гістограма.

На заключному етапі обчислення гістограм чотири комірки групуються разом, утворюючи блоки 2×2 , що перекриваються, як показано на рис. 2.8. Вектор ознак кожної комірки в блоці об'єднується, утворюючи вектор ознак 136. Потім вектори ознак усіх блоків об'єднуються та нормалізуються за їх загальною величиною. Це зменшує вплив освітлення та затінення. Ділянка зображення 20×20 містить 16 блоків, що перекриваються. Розмір вектора ознак для ділянки зображення 20×20 з розміром комірки 4×4 становить 1576. Менший розмір комірки збільшує розмір векторів ознак. Візуалізація ознак HOG проілюстрована на рис. 2.9.

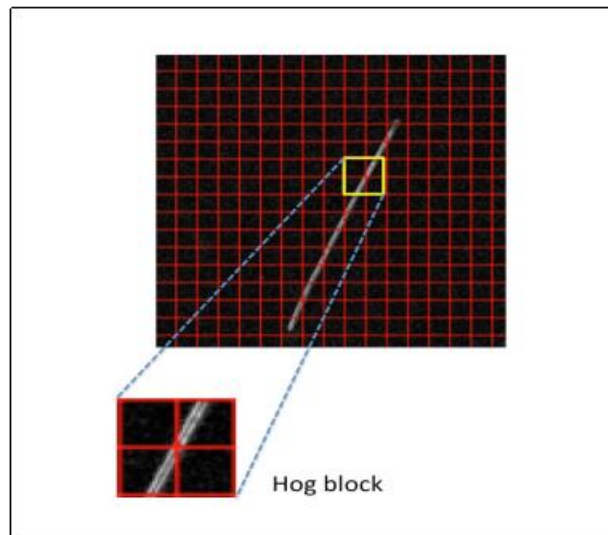


Рисунок 2.8 - Зображення блоку HOG. Блок HOG складається з комірок 2x2. Зображення 20x20 містить 16 блоків HOG, що перекриваються.

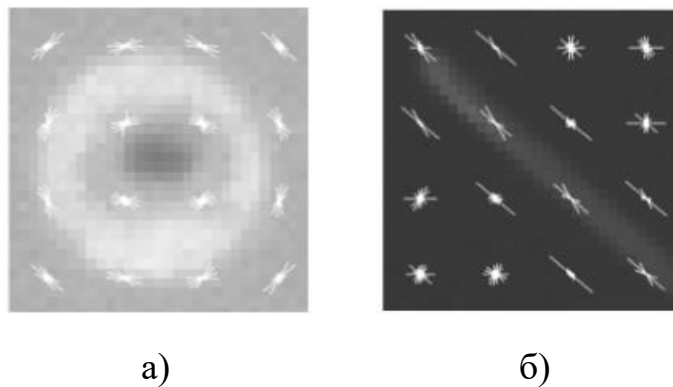


Рисунок 2.9 - Візуалізація HOG на бруді та подряпині: а) HOG, нанесений на ґрунт; б) HOG, нанесений на подряпину.

Особливості HOG візуалізуються за допомогою діаграм троянд у MATLAB. Шістнадцять діаграм троянд відповідають шістнадцяти блокам HOG, а довжина кожної пелюстки відповідає величині градієнта кожної орієнтації. Це очевидно з рисунка.3.9 що функція HOG може чітко розрізнити зображення бруду та подряпин.

Далі обговорюється інший набір ознак, відомий як момент Ху, який тестується для генерації моделі штучної нейронної мережі.

Моменти Ну.

Моменти Ну генеруються для кожної ділянки зображення для навчання моделі ANN. Перед обчисленням моментів Ну необхідно обчислити необроблені моменти та центральні моменти. Момент необробленого зображення можна обчислити як

$$M_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j I(x, y) \quad (2.13)$$

де (x, y) – координата зображення;

$I(x, y)$ – відповідна інтенсивність зображення.

$$\begin{aligned} M_{00} &= \sum_x \sum_y I(x, y) \\ M_{10} &= \sum_x \sum_y x I(x, y) \\ M_{01} &= \sum_x \sum_y y I(x, y) \end{aligned} \quad (2.14)$$

M_{00} – момент нульового порядку;

M_{01} і M_{10} – моменти першого порядку. M_{00} представляє суму рівнів сірого на зображенні. Моменти першого порядку містять інформацію про центр ваги об'єкта $(\bar{x}, \bar{y})$.

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (2.15)$$

Моменти необробленого зображення, зменшені за центроїдами, призводять до трансляційно-інваріантного центрального моменту. Він розраховується наступним чином:

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q I(x, y) \quad (2.16)$$

Центральний момент залежить від розміру об'єкта на зображенні. Наприклад, зображення об'єкта, зняте з різної відстані, має різний розмір. У 1962 році Ну запропонував моменти НУ для візуального розпізнавання образів. Імпульси Ну є обертальними, масштабними, трансляційними інваріантами. Вони обчислюються з центральних моментів першого, другого та третього порядку. Рівняння 2.17 показує кроки розрахунку моментів Ну.

$$\begin{aligned}
 h_1 &= \mu_{20} + \mu_{02} \\
 h_2 &= (\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}^2 \\
 h_3 &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2 \\
 h_4 &= (\mu_{30} + \mu_{12})^2 + (\mu_{21} + \mu_{03})^2 \\
 h_5 &= (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] + (3\mu_{21} - \mu_{03}) \\
 &\quad (\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\
 h_6 &= (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \\
 h_7 &= (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] - (\mu_{30} - 3\mu_{12}) \\
 &\quad (\mu_{21} + \mu_{03})[3(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\
 h_8 &= \mu_{11}[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{03} + \mu_{21})^2] - (\mu_{20} - \mu_{02})(\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{21}) \quad (2.17)
 \end{aligned}$$

Набір даних для нейронної мережі.

Ще одним важливим компонентом штучної нейронної мережі є навчання моделі з використанням вхідного набору даних. Виходи, які модель повинна видавати, що відповідають кожним даним у вхідному наборі даних, відомі. У разі будь-якого відхилення від бажаного виходу ваги моделі коригуються таким чином, щоб мінімізувати помилку у вихідних вузлах. Навчена модель ШНМ потім перевіряється за допомогою набору даних, який називається набором даних валідації. На етапі валідації вихід моделі порівнюється з фактичним виходом набору даних валідації, і модель з найкращою продуктивністю відносно фактичного виходу вибирається як остаточна модель. Після валідації остаточна модель тестується на продуктивність за допомогою набору даних, який називається тестовим набором даних. Рівень продуктивності, отриманий на етапі тестування, - це рівень впевненості, який ми можемо використовувати під час використання моделі для класифікації набору даних, результати якого невідомі.

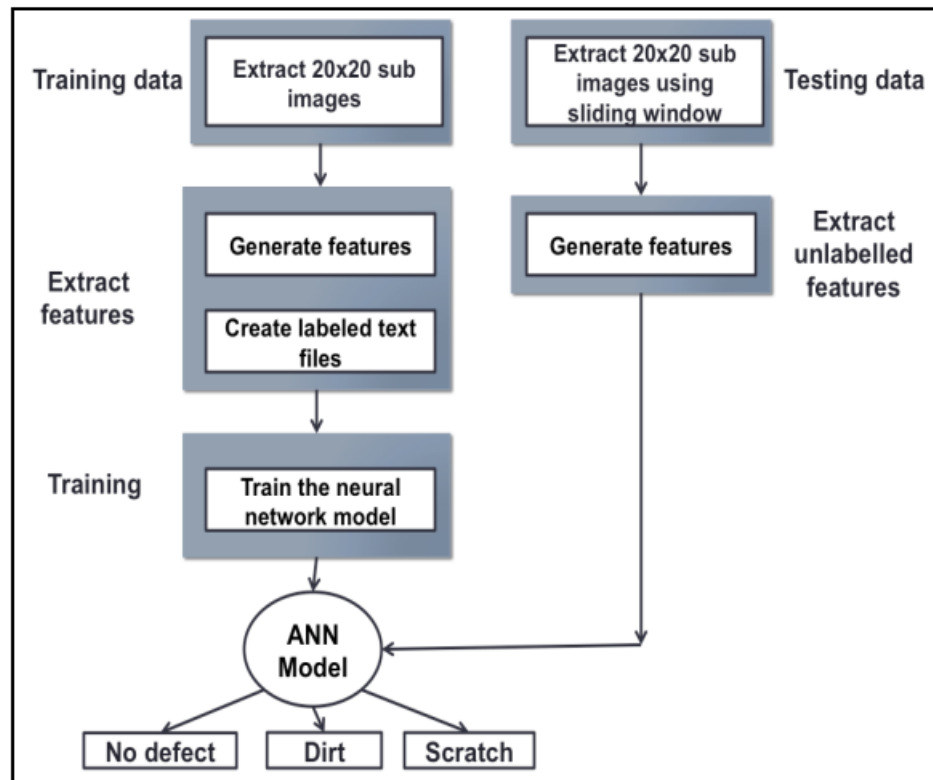
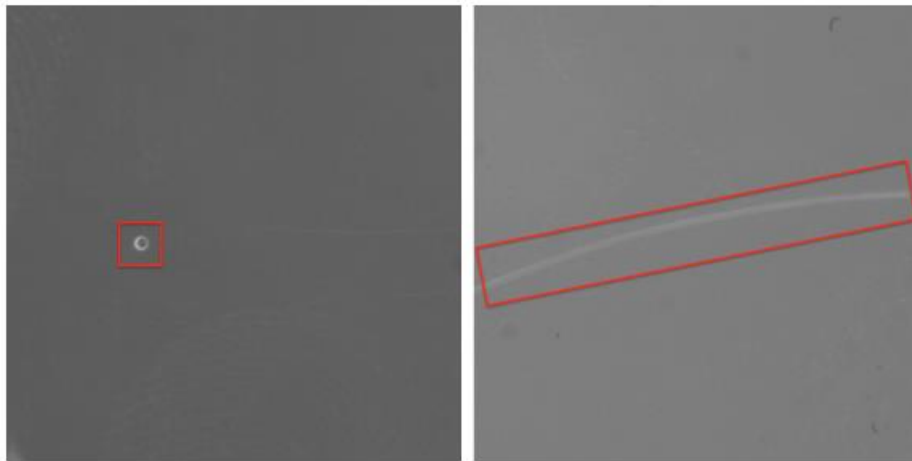


Рисунок 2.10 - Блок-схема фази навчання та тестування штучної нейронної мережі.

Набір даних, використаний у цій роботі, зібрано з тестових плит, отриманих у малярному цеху. Набір даних складається з 300 зображень розміром 2448 x 2048 пікселів кожне у форматі .bmp. Набір зображень містить подряпини, бруд та ділянки без дефектів. Ці зображення були зроблені монохромною камерою під кільцевим освітленням. Приклади з кожного набору даних показано на рис. 2.11.

Підхід до розділення набору даних для навчання та тестування, запропонований Ваймером та ін. використовується в цій роботі. 70% набору даних використовується для навчання, а 30% набору даних – для тестування. Навчальний набір даних складається з 500 зображень, а тестовий набір даних – зі 150 зображень. Для навчання та тестування вилучаються лише зображення всередині кругового відбиття кільцевого світла.



а)

б)

Рисунок 2.11 - Приклади набору даних, що використовуються для генерації моделі ШНМ: а) Зображення бруду; б) Подряпане зображення

Навчальні дані створюються шляхом вилучення 20 зображень з 20 позитивних та негативних зображень. Розмір зображення вибирається на основі розміру дефекту. Для налаштування кільцевого світла, щоб захопити дефект розміром 0,3 мм, оптимальна робоча відстань камери встановлюється на 10 см, а фокусна відстань – на 16 мм. За допомогою цієї інформації розмір дефекту на зображенні можна розрахувати за формулою збільшення. Формула 2.18 представляє збільшення об'єкта на зображенні.

$$m = \frac{D}{f} - 1, \quad (2.18)$$

де f – фокусна відстань;

D – робоча відстань;

m – збільшення.

Розрахунки показують, що дефект розміром 0,3 мм має розмір 0,057 мм на зображенні. Для сенсора камери з розміром одного пікселя, що дорівнює 3,45 мкм, цей розмір дефекту еквівалентний 17 пікселям на зображенні. Ділянка зображення повинна бути щонайменше 20 на 20, щоб включити дефект розміром 0,3 мм.

Навчальні дані позначені як текстові файли. Мітки були такими: 1 – відсутність дефектів, 2 – бруд та 3 – подряпини. Для тестування зображення всередині кругового відбиття кільцевого світла розміром 500 x 500 пікселів було обрізано. Ділянки зображення розміром

З цих обрізаних зображень було вилучено 20 пікселів по 20 пікселів за допомогою ковзного вікна. Ковзне вікно виконується таким чином, що зображення розділене на вікна, що перекриваються, розміром 20×20 пікселів з перекриттям 10 пікселів у напрямку x та y . Приклад розсувного вікна показано на рис. 2.12. Зображення розміром 500 500 містить 2401 ділянок зображення. Ознаки, вилучені з цих немаркованих ділянок, потім були передані навченій моделі штучної нейронної мережі для виявлення дефектів.

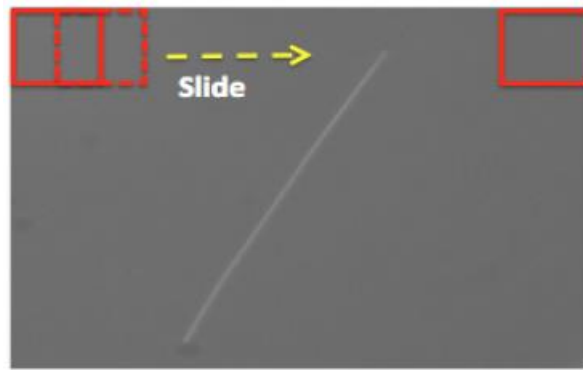


Рисунок 2.12 - Ілюстрація функції ковзного вікна, що використовується на етапі тестування моделі штучної нейронної мережі.

Робоча крива приймача (ROC)

Тамер та ін. оцінили продуктивність класифікатора штучних нейронних мереж за допомогою кривої роботи приймача (ROC). Кевін та ін. пояснив, як створити ROC-криву для штучної нейронної мережі з двох класів. Оскільки наша задача є багатокласовою (відсутність дефектів, бруд, подряпина), ROC-криву для класу без дефектів будують, розглядаючи відсутність дефектів як один клас, а бруд і подряпини разом як клас дефектів (клас без дефектів проти класу дефектів).

Вісь x ROC-кривої визначається коефіцієнтом хибнопозитивних результатів (FPR), а вісь y ROC-кривої – коефіцієнтом істиннопозитивних

результатів (TPR). Коефіцієнт істиннопозитивних результатів – це відсоток дефектних зразків, які правильно виявлені як дефектні зразки. Або його можна визначити як відношення істиннопозитивних результатів (TP) до загальної кількості фактичних зображень дефектів P, $TPR=TP/P$. Істиннопозитивний результат – це кількість правильно передбачених дефектів. TPR також відомий як чутливість. Коефіцієнт хибнопозитивних результатів (FPR) показує відношення хибнопозитивних результатів до загальної кількості зображень без дефектів N, $FPR=FP/N$. Хибнопозитивні результати (FP) – це зображення без дефектів, помилково класифіковані як дефектні зображення. Коефіцієнт хибнопозитивних результатів також відомий як випадання.

ROC-точки генеруються шляхом зміни порогового значення активації вихідного вузла. Порогове значення вибирається в діапазоні від 0 до 1. Оцінюється вузол, що відповідає класу дефекту, і якщо значення перевищує порогове, зображення класифікується як позитивне. Ідеальний ROC має площу, що дорівнює одиниці.

3 СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

3.1 Система отримання зображень

Ключові кроки у виборі системи машинного зору включають вибір камери, здатної захоплювати зображення цілі, та відповідної оптики для камери, яка може фокусуватися на поверхні цілі. Останнім кроком є вибір відповідного типу освітлення, яке може збільшити контраст між фоном та дефектом. Хоча цей аспект є життєво важливим, часто йому не приділяється належної уваги.

Остаточний вибір налаштування базується на таких критеріях:

- Стабільність роботи незалежно від кольору,
- Стабільність у роботі незалежно від категорії кольоротипу,
- Стабільність роботи незалежно від криволінійної поверхні,
- Стабільність роботи незалежно від умов навколишнього освітлення,
- Високий контраст між брудом та фоновією поверхнею,
- Високий контраст між кратером та фоновією поверхнею.

Пофарбована поверхня доступна в різних кольорах, тому стабільність виявлення дефектів системою машинного зору з різними кольорами є ключовим фактором. Базовий шар при фарбуванні визначає кінцевий вигляд як суцільний, металевий та перламутровий колір. Блискучий ефект перламутрової та металевої поверхні під дією освітлення викликає появу цяток на зображеннях пофарбованої поверхні. Це знижує продуктивність різних алгоритмів виявлення дефектів, і іноді ці цятки з'являються можуть бути помилково ідентифіковані як дефект. Система машинного зору з меншою чутливістю до категорії кольору зменшує ці проблеми.

Хоча всі експерименти проводилися на плоских поверхнях, ефективність виявлення несправностей системою машинного зору була перевірена на криволінійних пофарбованих поверхнях. Ця перевірка пов'язана з тим, що реальні пофарбовані поверхні вантажівок містять багато деталей поверхні, включаючи криві та крайові області.

Вибір камери.

Першим кроком у виборі камери машинного зору є визначення мінімальної роздільної здатності, необхідної для застосування. Для отримання зображення кращої якості критично важливо вибрати датчик зображення, який може захопити найменшу деталь відповідно до застосування. Використовуючи наступну формулу, мінімальну роздільну здатність можна знайти з поля зору та розміру найменшої деталі для перевірки.

$$\text{Minimum resolution} = 2 \left(\frac{\text{Field of view}}{\text{Smallest feature size}} \right) \quad (3.1)$$

Розрахунки показують, що типовий дефект розміром 0,3 мм та поле зору 200 мм x 100 мм (розмір тестової плити) вимагатиме мінімальної роздільної здатності сенсора 1333 x 666 пікселів. Для цього підходять камера Basler ace 2,3 МП (1920 x 1200) або Gene Nano M2450 5,1 МП (2448 x 2048). Оскільки поле зору камери та роздільна здатність сенсора прямо пропорційні, для охоплення більшої площі потрібна камера з вищою роздільною здатністю. Зображення з вищою роздільною здатністю ускладнюють подальшу обробку зображень. Інші варіанти для охоплення більшої площі - це або перемістити об'єкт огляду в поле зору камери, або використовувати більше камер з перекриваючими полями зору.

Вибір оптики.

Щоб забезпечити високу продуктивність камери машинного зору, її слід підключити до відповідної оптики. Фактори, що впливають на вибір оптики з відповідною фокусною відстанню, це робоча відстань, поле зору та розмір сенсора. Наступна формула показує цей зв'язок.

$$f = \frac{\text{Magnification} \times \text{Working distance}}{1 + \text{Magnification}}$$

where, $\text{Magnification} = \frac{\text{Sensor size of camera}}{FOV}$ (3.2)

Gene nano M2450 має формат сенсора 2/3 дюйма, що дорівнює розміру сенсора 8,8 мм по діагоналі. Згідно з рівнянням 4.2 Застосування робочої відстані 200 мм та поля зору 100 мм вимагатиме об'єктива з фокусною відстанню 16,17 мм. Об'єктив Kowa підходить для цієї вимоги.

Ще одним протестованим об'єктивом був телецентричний об'єктив. Хоча телецентричний об'єктив може забезпечити однакове збільшення для всіх об'єктів та усунути спотворення перспективи, він не підходить для цього застосування. Оскільки телецентричний об'єктив має поле зору 6 см, робочу відстань 10 см, телецентричну глибину 1,1 см. Якість зображення може бути забезпечена лише за його телецентричної глибини. За межами цієї телецентричної глибини зображення спотворюються.

Вибір освітлення.

Типи освітлення, що тестувалися, можна класифікувати як освітлення темного поля, освітлення світлого поля та структуроване освітлення. Тестова матриця, створена для оцінки освітлення, показана на рис. 3.1.

Set up	Dome light	Coaxial light	Ring light	Deflectometry
Stability to color	×	✓	✓	✓✓
Stability to surface category	×	×	✓	✓✓
Stability to curved surface	✓	×	×	✓
Stability to ambient light condition	✓	✓	×	✓
Contrast between dirt & background on image	×	✓	✓✓	✓✓
Contrast between crater & background on image	×	×	×	✓✓

✓✓ : Very good
 ✓ : Good
 ×× : Very bad
 × : Bad

Рисунок 3.1 - Тестова матриця, що використовується для вибору налаштувань. Ця тестова матриця в основному базується на освітленні.

Яскраве освітлення поля

На зображеннях, отриманих за допомогою яскравого польового освітлення, розпізнаються дефекти, темніші за фон. Яскраве освітлення поля, протестоване під час експерименту, включало розсіяне купольне світло та коаксіальне світло. Зображення, отримані під купольним світлом, мають дуже поганий контраст між дефектом та фоном. Крім того, кругла форма відбивного візерунка відповідає отвору у куполі спостерігається на захопленому зображенні через дзеркальну властивість поверхні плити. Отже, світло купола неефективне для цього конкретного застосування.

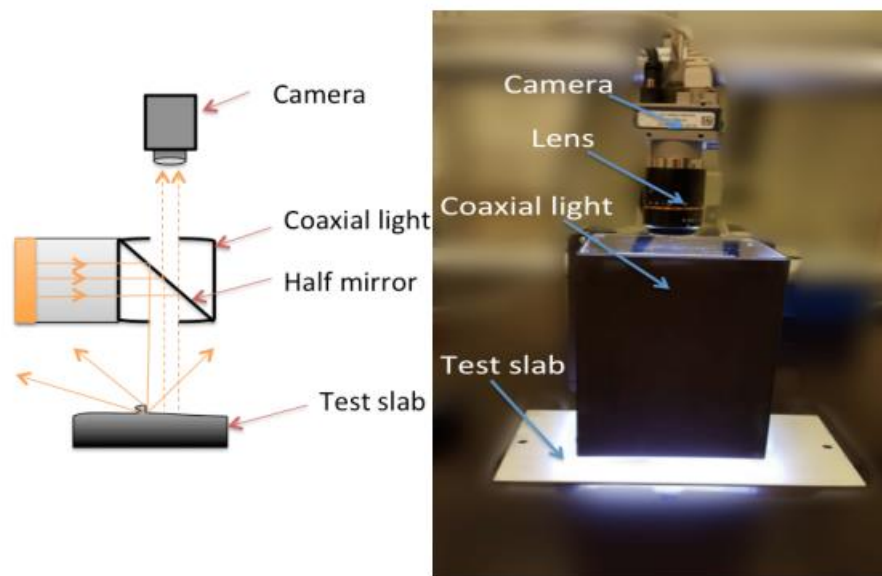


Рисунок 3.2 - Коаксіальна установка світла для виявлення дефектів на пофарбованій поверхні.

Рис. 4.2 ілюструє принцип роботи коаксіального світла та фотографію експериментальної установки. Півдзеркала в коаксіальному світлі відбиває світло на мішень. Бездефектна область мішені створює дзеркальне відбиття та проходить через півдзеркало до камери. Світло дифузно відбивається дефектами, і це дифузне відбиття не проходить через півдзеркало. Зображення тестової плити, отриманої за допомогою коаксіального освітлення, показано на рис. 3.3.

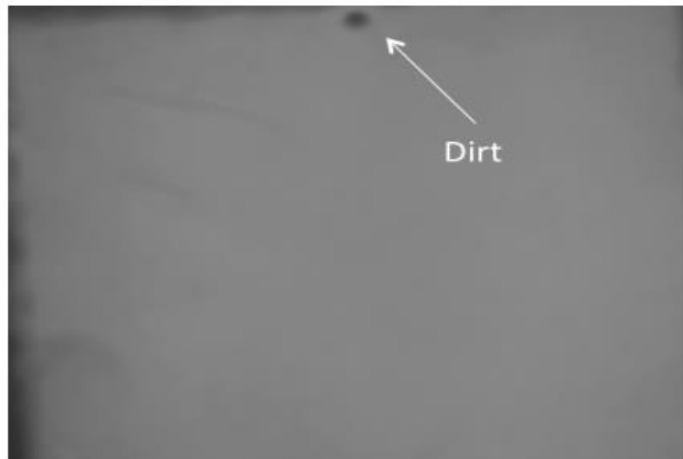


Рисунок 3.3 - Зображення з брудом, отримане під коаксіальним освітленням.

Можна спостерігати, що зображення не має дзеркального відбиття. Зображення, отримане в результаті освітлення коаксіальним світлом, є прийнятним, але недостатньо якісним для подальшої обробки. Дефекти чіткіші поблизу тіні коаксіального світла. Коаксіальне світло потребувало близького розташування до об'єкта огляду, щоб створити контраст між дефектом і фоном, що непрактично для системи огляду пофарбованого кузова вантажівки.

Освітлення темного поля.

Типи темнопольного освітлення, що були протестовані, включають кільцеве інфрачервоне світло, кільцеве освітлення RGB та біле кільцеве світло. Перевага темнопольного освітлення над яскравим полягає в тому, що цікаві для зображення об'єкти, отримані в умовах темнопольного освітлення, виділяються з високою контрастністю. Таким чином, для темнопольного освітлення потрібно порівняно менше зусиль на обробку зображення. Принцип темнопольного освітлення показано на рис. 3.4. Світловий промінь під низьким кутом, що виходить від кільцевого світла, відбивається від дзеркальної поверхні цілі, і світло, що потрапляє на дефекти, відбивається до камери.

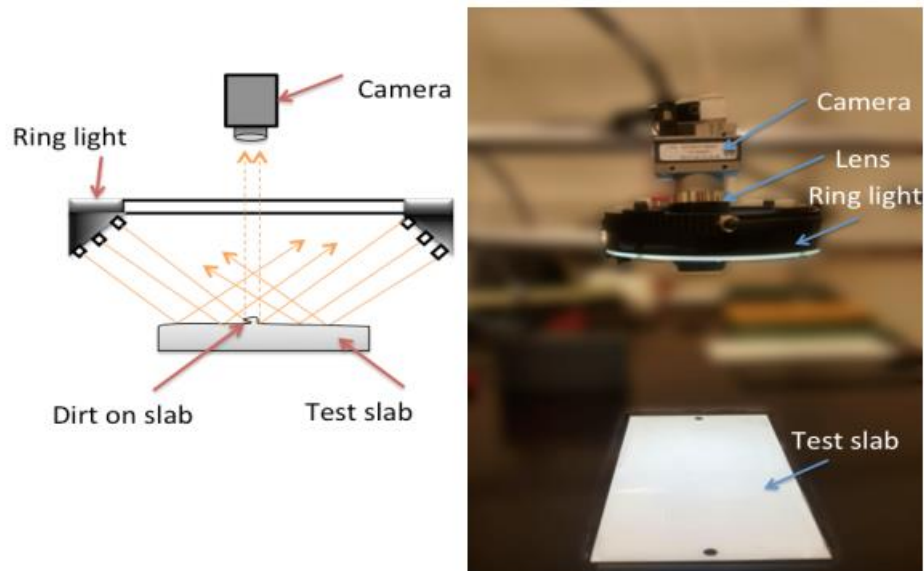


Рисунок 3.4 - Налаштування кільцевого світла для виявлення дефектів на пофарбованій поверхні.

Отже, отримане зображення складається переважно з темних областей за відсутності дефектів. Дефекти відображаються як світлі області з темним фоном. Зображення, отримані за допомогою кільцевої лампи, показано на рисунку.4.5 Оскільки дефекти мають високий контраст всередині області відбиття кільцевого світла, ця ділянка зображення витягується для подальшої обробки. Ця область має діаметр близько 6 см. Тому, щоб охопити більшу площу, зображення, що перекриваються, слід об'єднати.

Біле кільцеве світло забезпечує кращі зображення, ніж кільцеве світло RGB, для поверхонь різних кольорів. Іноді навколишнє освітлення в експериментальній лабораторії впливає на коливання яскравості зображень, що впливає на якість зображення. ІЧ-кільцеве світло може значною мірою усунути цю проблему.

Хоча кільцеве світло може генерувати достатньо якісні зображення для твердих поверхонь, воно не може уникнути плям на зображеннях металевої пофарбованої поверхні. Для подолання цієї проблеми використовуються методи комп'ютерного зору, такі як сегментація суперпікселів.

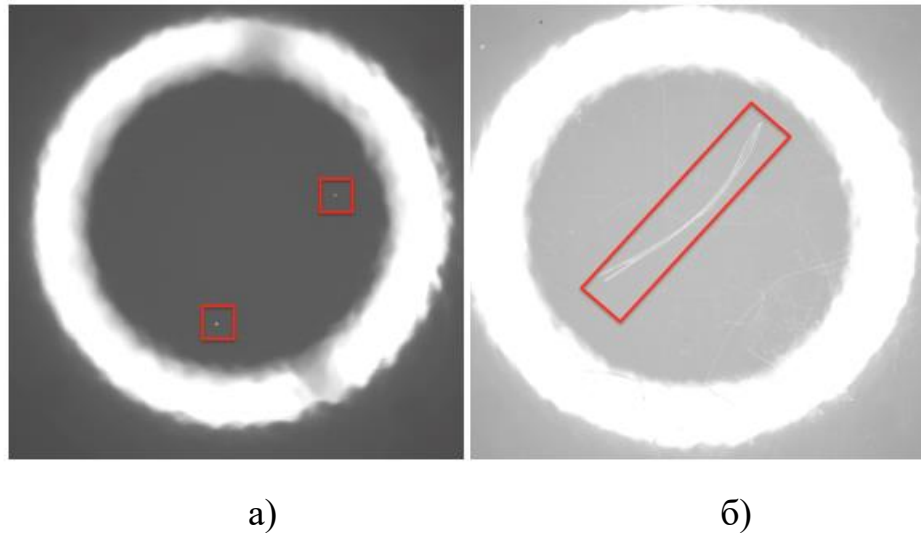


Рисунок 3.5 - Зображення, отримані під кільцевим освітленням. Дефекти позначені всередині червоних квадратів: а) Зображення з брудом; б) Зображення з подряпиною

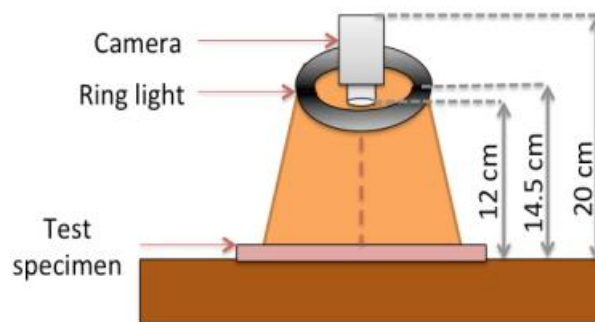
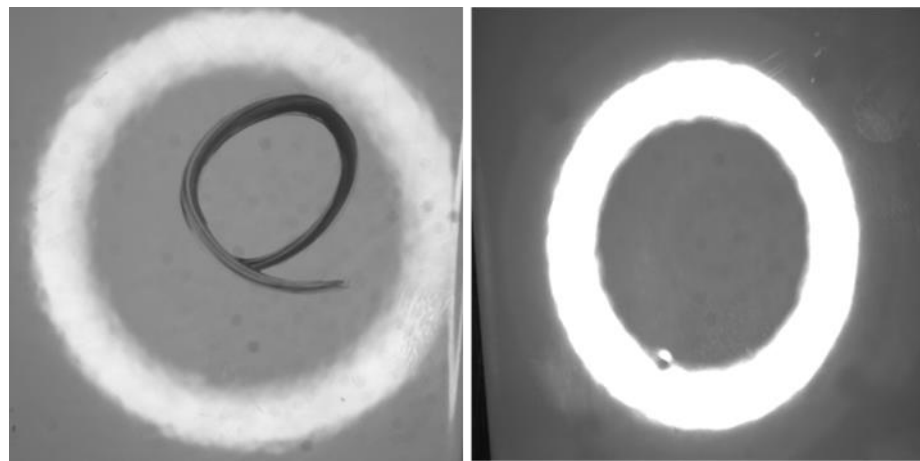


Рисунок 3.6 - Схематичне зображення використаної установки кільцевого світла.

Для отримання зображення використовується монохромна камера та звичайний об'єктив. Оптична вісь камери вирівняна перпендикулярно до поверхні, що перевіряється. Якщо камера та кільцевий світильник віддаляються від об'єкта тестування, поле зору камери збільшується. Але це призводить до значного зменшення видимості дрібних дефектів на отриманих зображеннях. Отримано оптимальне положення для камери, кільцевого світильника та об'єкта, що перевіряється після численних експериментів спроб і помилок показано на рис. 3.6. Зображення постійно вільне від дзеркальних відблисків, якщо кінчик об'єктива знаходиться всередині кільцевої підсвітки.

Структуроване освітлення

Кільцеве освітлення достатньо добре підходить для захоплення дефектів, таких як бруд. Однак, воно неефективне для захоплення кратера (всередині чорного кола є кратер, якого не видно на рис. 3.7а). Коли дефект кратера рухається до візерунка, подібного до відбиття кільцевого світла, це можна побачити на зображенні, як показано на рис. 3.7б. Це розкриває потенціал структурованого освітлення для виділення кратера.



а)

б)

(А) Кратер не видно (В) Кратер видно поблизу кільцевої структури

Рисунок 3.7 - Кратер, знятий за допомогою кільцевого освітлення: а) Кратер не видно; б) Кратер видно поблизу кільцевої структури

Синусоїдальний малюнок проектується на випробувальну плиту за допомогою РК-монітора, як показано на рис. 3.8. Шаблон згенеровано за допомогою MATLAB та має частоту 30 Гц та ширину смуги 7 мм.

Світло, відбите від дзеркальної поверхні, підпорядковується закону відбиття. Отже, камера та екран повинні бути розташовані під однаковим кутом. Камера фіксує відбиття синусоїдального малюнка від тестової поверхні. Наявність дефектів призводить до спотворення малюнка. Ще один важливий момент, який слід врахувати, це те, чи повинна камера фокусуватися на тестовій поверхні, чи на малюнку. Якщо камера сфокусована на малюнку, це збільшить роздільну здатність малюнка, але з розмитим зображенням поверхні. З іншого

боку, камера, що фокусується на поверхні, здатна захоплювати зображення з високою роздільною здатністю поверхні.

Бічне зміщення шаблону відносно його опорної точки допомагає розрахувати нахил шаблону на тестовій поверхні. Цей локальний нахил допомагає отримати карту висот поверхні. Оскільки ця робота в основному зосереджена на зображеннях інтенсивності, до зображень дефектометрії застосовуються лише прості алгоритми комп'ютерного зору.

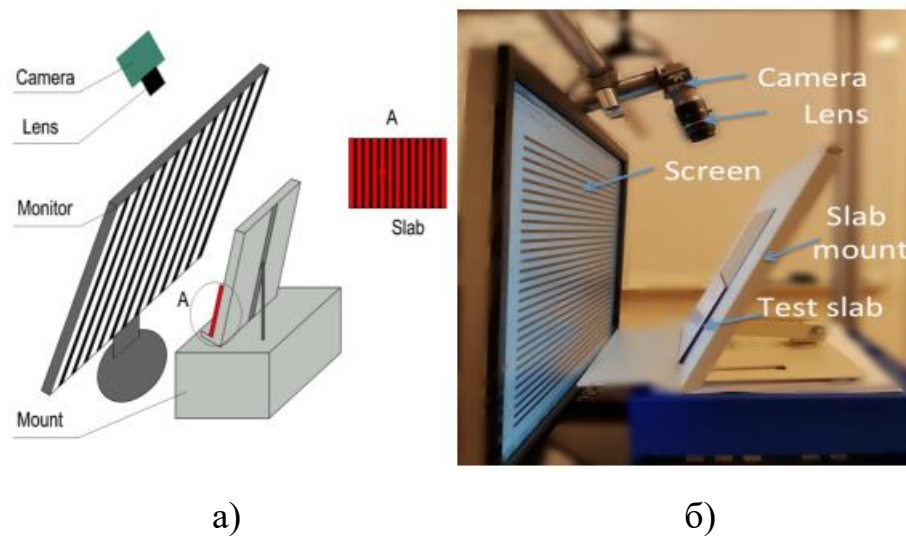


Рисунок 3.8 - Дефлектометрія установка для виявлення дефектів на пофарбованій поверхні: а) Схема простої моделі; б) Фотографія експериментального дослідження.

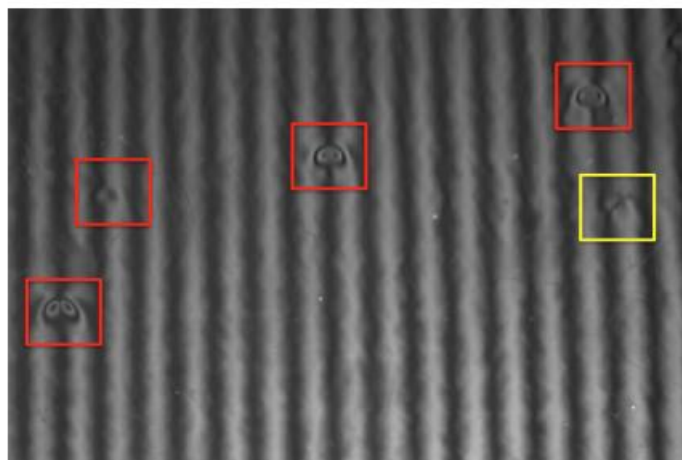


Рисунок 3.9 - Зображення, отримане за допомогою дефлектометричної установки. Дефекти, позначені всередині червоних квадратів, – це кратери, а жовтий – бруд.

3.2 Методи комп'ютерного зору для покращення дефектів.

У цій роботі традиційні методи обробки зображень, такі як морфологічні операції, фільтри Габора, вейвлет-перетворення тощо, були застосовані до зображень інтенсивності та дефлектометричних зображень для виділення дефектів. Для металевих пофарбованих поверхонь для цього було застосовано суперпиксельну сегментацію.

Морфологічні операції

Зображення на рис. 3.10 використовуються як вхідні дані для морфологічних операцій, Фільтр Габора, метод вейвлет-перетворення та сегментація суперпикселів.

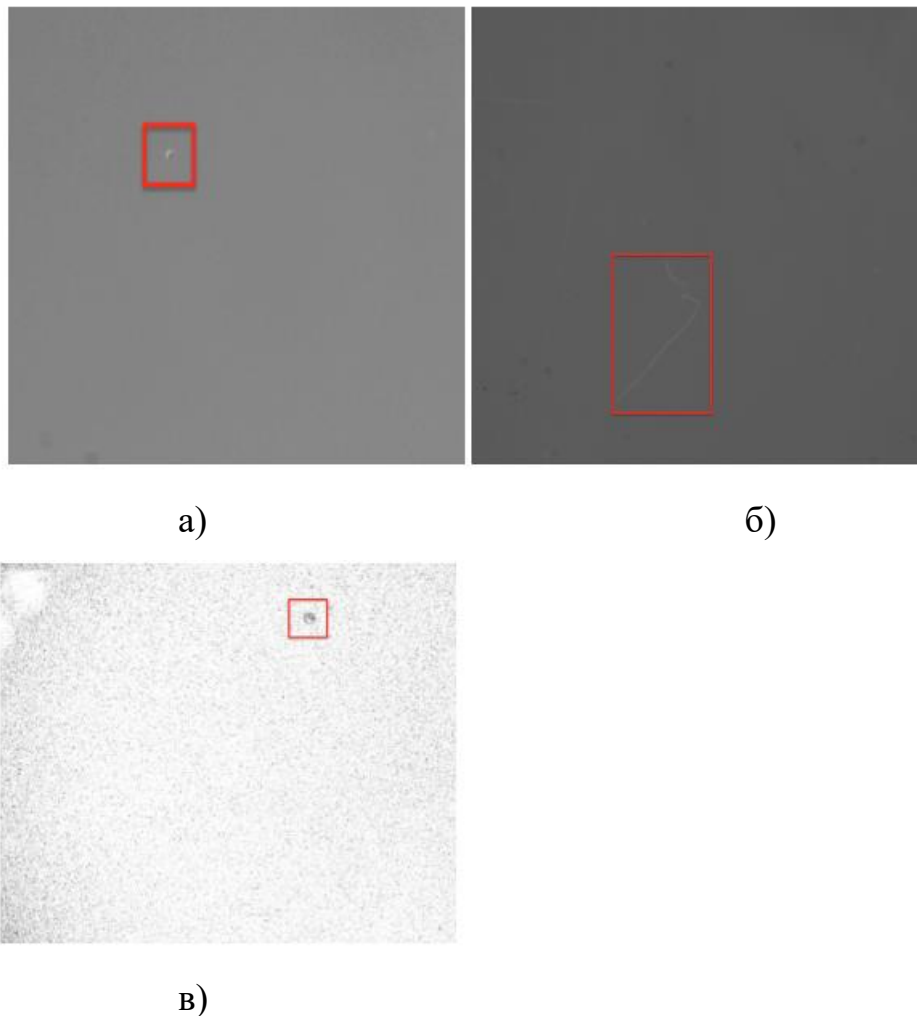


Рисунок 3.10 - Зображення, використані для обробки. Дефекти позначені всередині червоних квадратів: а) Зображення з брудом; б) Зображення з подряпиною; в) Металева поверхня з брудом

Основними морфологічними операціями є ерозія, розширення, відкриття, закриття тощо. Коли ерозія застосовується до зображень, вона видаляє пікселі на межах зображення. Значення вихідного пікселя – це мінімальне значення поблизу вхідних пікселів. Розмір і форма структурного елемента визначають кількість видалених пікселів. Таким чином, операція ерозії призводить до зменшення дефекту на зображеннях, отриманих з темнопольним освітленням, які мають темний фон і світлішу область дефекту. Тому розширення є кращим за ерозію.

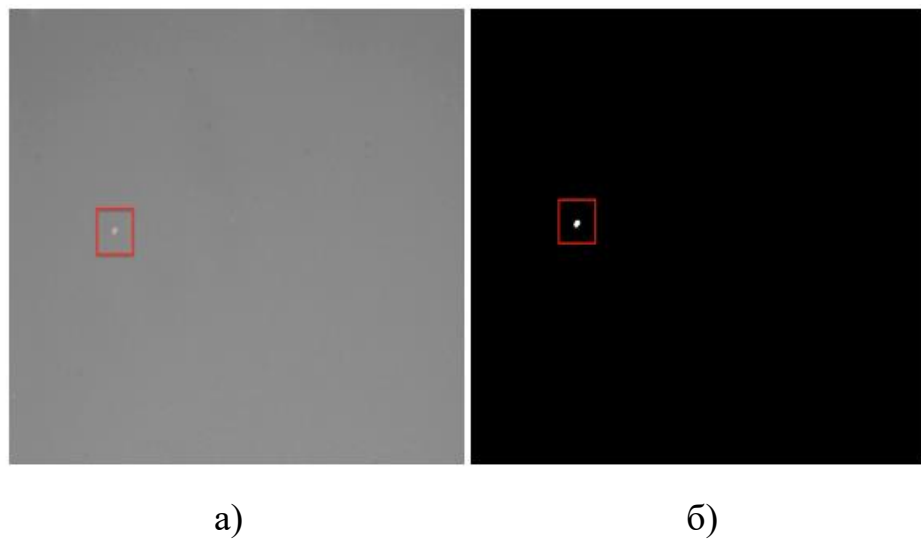


Рисунок 3.11 - Морфологічна операція на зображенні бруду: а) Зображення розширення на ґрунті; б) Після порогового значення

Розширення додає пікселі до меж зображення. Значення вихідного пікселя є максимальним значенням поблизу вхідних пікселів. Таким чином, дефект збільшується на зображеннях, отриманих з використанням темнопольного освітлення.

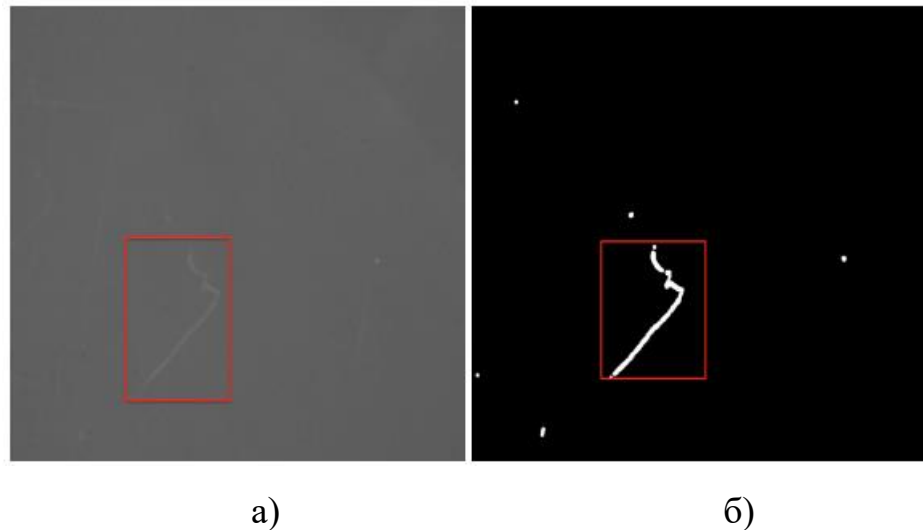


Рисунок 3.12 - Морфологічна операція на початковому зображенні: а) Розширення на подряпинному зображенні; б) Після порогового значення

Коли до зображень після морфологічних методів застосовується порогове регулювання, зображення у шкалі сірого перетворюються на бінарні зображення, як показано на рис. 3.11б і 3.12б. За допомогою бінарних зображень дефекти можна було легше відрізнити від ділянок без дефектів. Одним із недоліків морфологічних методів є те, що розмір дефектів на зображенні після застосування морфологічних методів більший за фактичний розмір дефекту.

3.3 Класифікація дефектів на основі штучної нейронної мережі

Хоча всі вищезгадані методи змогли виділити дефекти на їх фоні, класифікація дефектів за допомогою цих методів не проводилася. Тому в MATLAB було реалізовано алгоритм машинного навчання для класифікації зображень на три класи: відсутність дефектів, бруд та подряпини. Реалізований алгоритм являє собою одношарову штучну нейронну мережу, що складається з ітерації зворотного поширення та сигмоподібної функції активації. Ознаки HOG та моменти H_u були протестовані для процесу навчання моделі ШНМ. Однак модель, побудована на основі моментів H_u , не дала хороших результатів у класифікації зображень. Модель з моментами H_u змогла досягти точності

прогнозування менше 50%. Продуктивність моделі ШНМ з ознаками HOG була проаналізована на етапі навчання, і модель правильно класифікувала 92,1% зображень. Тому ознаки HOG зображень були використані як набір даних для навчання нейронної мережі та створення моделі. Розмір вектора ознак HOG для ділянки зображення 20x20 має розмір 1x576. Отже, розмір матриці ваг, включаючи зміщення для ШНМ з трьома вихідними вузлами, становить 3x577. Швидкість навчання для зворотного поширення була обрана випадковим чином. Швидкість навчання, використана для отримання кінцевої моделі, становила 0,0369. Час, витрачений на навчання цієї моделі, становив 59,256 хвилини.

Набір даних, який використовувався для навчання моделі штучної нейронної мережі, складався з 500 зображень. З 500 зображень 270 не мали дефектів, 104 зображення мали подряпини та 126 зображень мали забруднення. Під час тестової фази модель класифікувалася...

91,47 % зображень було скопійовано правильно. Набір даних для тестової фази складався зі 150 зображень. Нижче наведено короткий опис продуктивності алгоритму машинного навчання.

- Прогностична точність

Прогностична точність описує, наскільки точно модель штучних нейронних мереж класифікує тестові зображення. Прогностична точність навченої системи становила 91,47% під час фази тестування.

- Складність

Складність – це параметр аналізу, який описує, наскільки простою є навчена модель. Навчена модель є одношаровою моделлю штучної нейронної мережі, а її ваги – матрицею розміром 3x577. Отже, можна сказати, що модель є відносно простою.

- Ефективність

Ефективність описує час, необхідний для навчання. Час, витрачений на навчання цієї моделі з набором функцій HOG, становив 59,256 хвилин.

- Міцність

Робастність описує, наскільки добре навчена модель може класифікувати зображення з шумом. Для перевірки робастності зображення металеві поверхні тестується за допомогою функції ковзного вікна, як показано на рисунку.4.283 рисунка зрозуміло4.28що міцність погана, оскільки цятки помилково розпізнаються як бруд та подряпини.

- Масштабованість

Масштабованість – це параметр, який описує продуктивність системи залежно від розміру даних. Модель штучної нейронної мережі була протестована з набором функцій 50, 100 та 150. Процес тестування системи зайняв 0,56 с, 0,90 с та 1,24 с відповідно. Як видно з часових даних, час, необхідний для тестування, збільшується зі збільшенням розміру тестового набору даних.

- Інтерпретованість

Інтерпретованість описує, наскільки легко людині зрозумілі вихідні дані та робота системи. Система видає цілочисельні вихідні дані 1, 2 або 3 на основі рішення про класифікацію, прийнятого моделлю. Модель видає вихідні дані 1, якщо зображення класифікується як без дефектів, 2, якщо зображення класифікується як бруд, і 3, якщо зображення класифікується як подряпина. Функція ковзного вікна разом з моделлю може визначити положення дефектів на зображенні. Функція ковзного вікна позначає область на зображенні з брудом синім кольором, а область з подряпинами червоного кольору, як показано на рис. 3.13 і 3.14. Загалом, вихідні дані системи досить легко зрозуміти та інтерпретувати.

Матриця плутанини

Для аналізу продуктивності моделі штучної нейронної мережі було створено матрицю плутанини, як показано в таблиці нижче. Значення TP, FP, TN та FN представлені в матриці плутанини.

Матрицю плутанини було розраховано для алгоритму класифікації, який класифікує розділяє зображення на два класи, а саме: клас без дефектів та клас дефектів.

Таблиця 3.1 - Матриця плутанини для моделі штучної нейронної мережі.

		Prediction	
		Positive	Negative
Actual	Positive	$TP = 107$	$FN = 6$
	Negative	$FP = 0$	$TN = 39$

Ця матриця плутанини демонструє чудову продуктивність моделі штучних нейронних мереж, при цьому жодне зображення без дефектів не класифікується як дефектне. В той же час лише шість зображень без дефектів класифікуються як дефектні.

Робоча крива приймача для моделі штучної нейронної мережі

ROC-графіки побудовані для візуалізації ефективності системи під час класифікації зображень. ROC-графіки побудовані для випадків відсутності дефектів, виявлення бруду та виявлення подряпин. ROC-графіки для трьох різних класів показано на рис 3.13, 3.14 і 3.15.

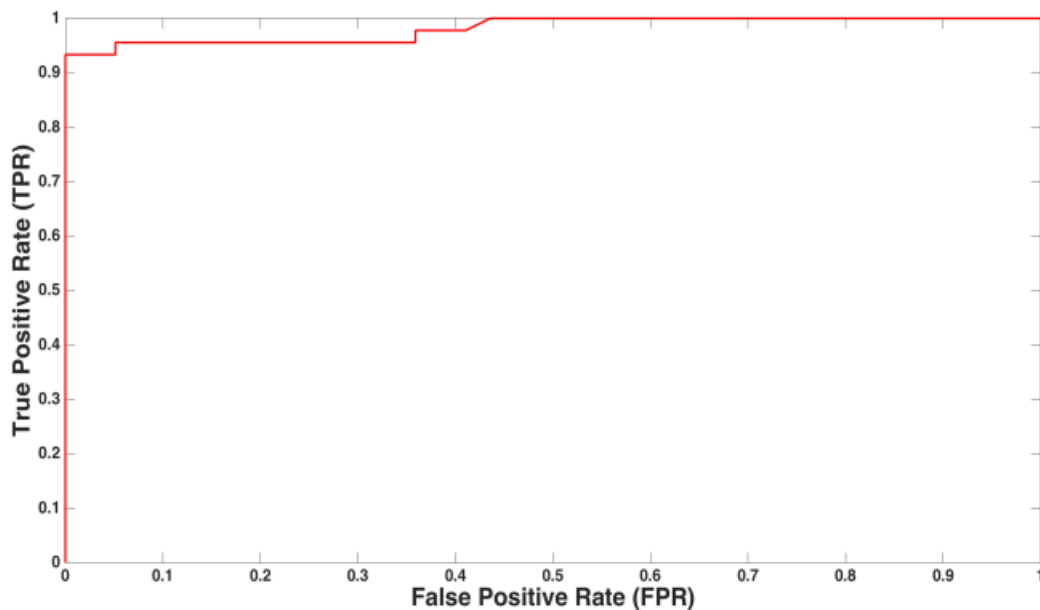


Рисунок 3.13 - ROC-графік для класу без дефектів.

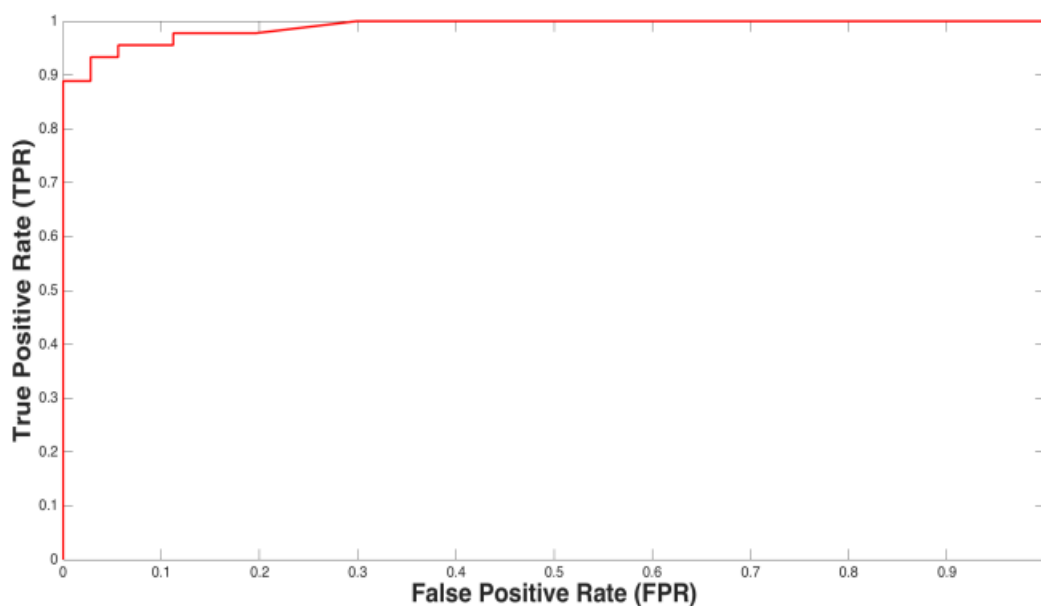


Рисунок 3.14 - ROC-графік для класу ґрунту.

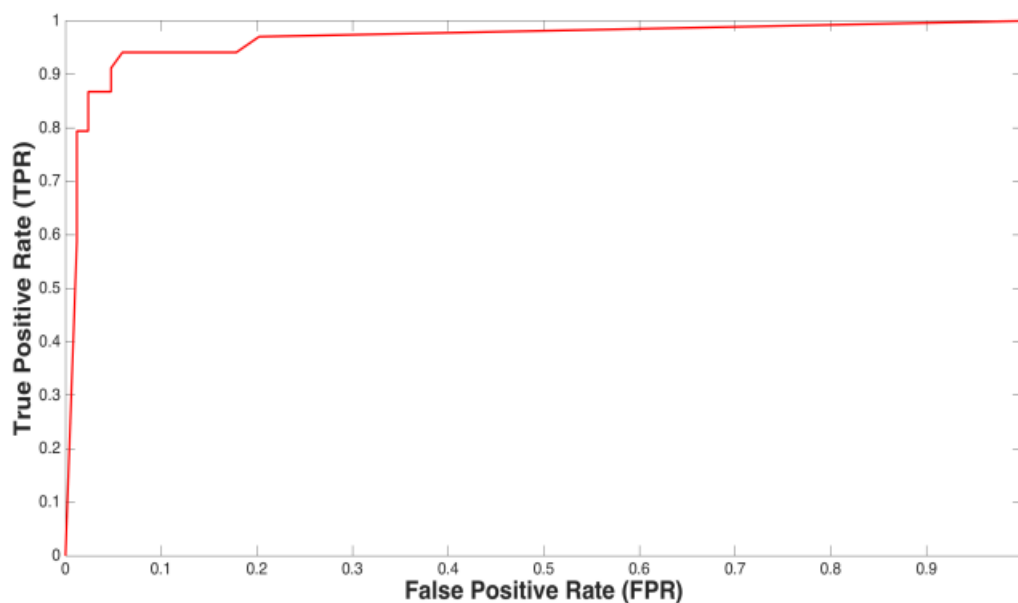


Рисунок 3.25 - ROC-графік для початкового класу.

Система виявлення дефектів працює добре, коли вона не пропускає дефекти. Система повинна виявляти дефекти, навіть якщо багато зображень без дефектів класифікуються як дефектні. Це означає, що справжній коефіцієнт позитивних результатів має бути близьким до одиниці для всієї ROC-графіки. З рисунка видно, що модель ШНМ є хорошою, оскільки площа під кривою близька до максимального значення для всіх трьох класів.

Виявлення дефектів за допомогою штучної нейронної мережі.

Набір даних для навчання системи штучних нейронних мереж (ШНМ) складається з ділянок зображення розміром 20x20. Розмір зображення було обрано рівним 20x20, щоб підтримувати оптимальний розмір набору ознак, щоб навчання системи могло бути досягнуто за прийнятний проміжок часу. Це вигідно для моделі ШНМ, оскільки вона може вивчати дефекти малого розміру, які в іншому випадку можуть бути не виявлені на зображенні великого розміру. Тому, щоб виявити дефекти на більшому зображенні (500x500), яке обрізається всередині відбиття кільцевого світла, було реалізовано функцію ковзного вікна. Функція ковзного вікна сканує все зображення, беручи за раз частину зображення розміром 20x20. Потім набір ознак високої чіткості (HOG) вибраного вікна передається до моделі ШНМ для класифікації. Вікна, класифіковані як бруд, виділяються синім кольором, а вікна, класифіковані як подряпини, виділяються червоним кольором. Результати, отримані в результаті застосування функції ковзного вікна до зображень, показані на рис. 3.16 і 3.17.

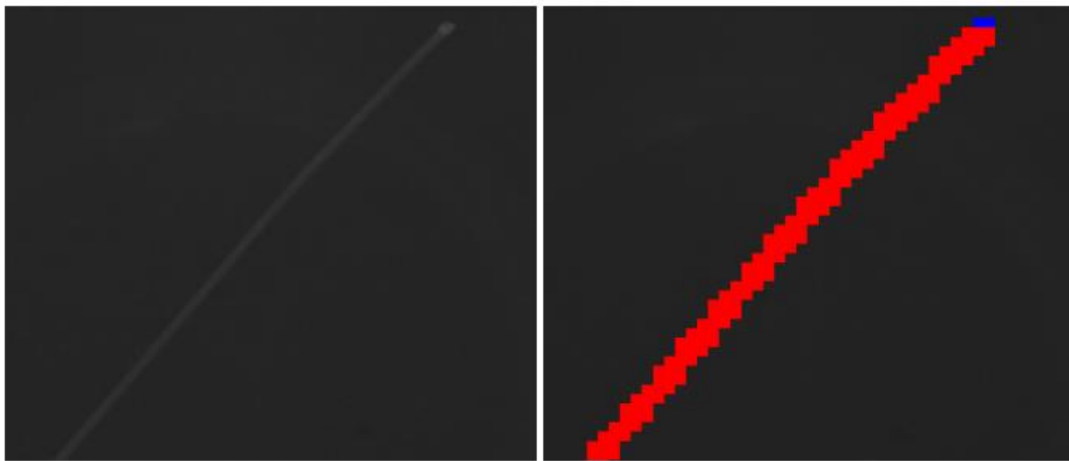


Рисунок 3.16 - Виявлення подряпини за допомогою моделі штучних нейронних мереж. Синій колір відповідає бруду, а червоний колір — подряпині

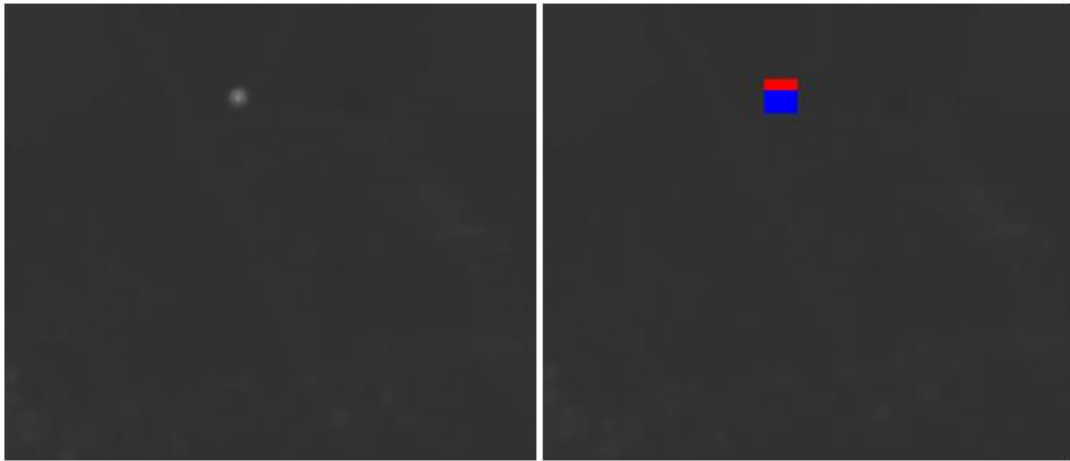


Рисунок 3.17 - Виявлення бруду за допомогою моделі штучних нейронних мереж. Синій колір відповідає бруду, а червоний колір — подряпині.

З рис. 3.16 і 3.17 можна помітити, що в кутах дефекти класифікуються неправильно. Це може бути пов'язано з тим, що коли вікна в кутах класифікуються за допомогою функції ковзного вікна, розмір дефекту у вікні міг бути недостатньо великим для правильної класифікації.

Для перевірки стійкості моделі штучної нейронної мережі (ШНМ) для функції ковзного вікна було введено зображення металевої поверхні замість зображення твердої поверхні. Результат роботи функції ковзного вікна на зображенні металевої поверхні показано на рис. 3.18.

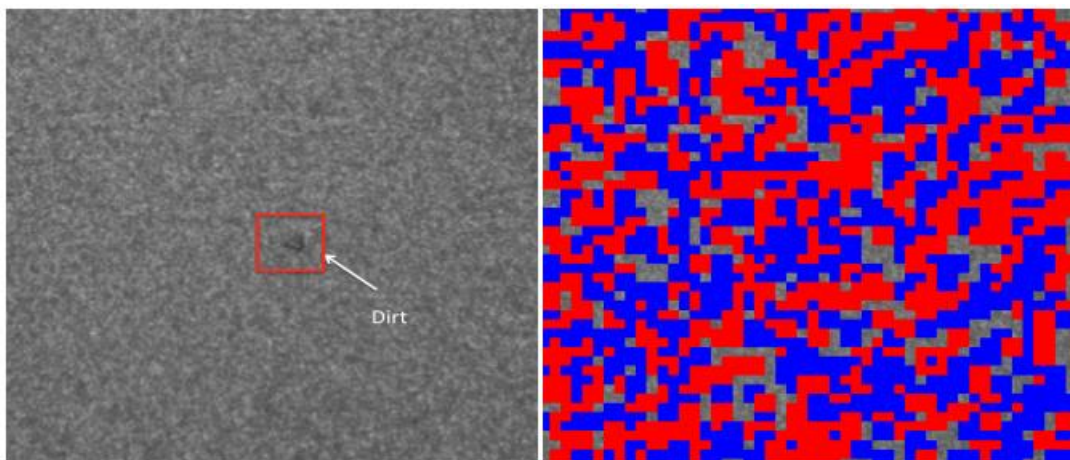


Рисунок 3.18 - Виявлення бруду на металевій поверхні за допомогою класифікації ANN. Синій колір відповідає бруду, а червоний – подряпині.

4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ХОРОНИ ПРАЦІ

4.1 Організація охорони праці при роботі з системою управління

Охорона праці розглядає проблеми забезпечення здорових і безпечних умов праці. Виявляє і вивчає можливі причини нещасних випадків, професійних захворювань, аварій, вибухів, пожеж і розробляє систему заходів і вимог з метою виключення цих причин і створення безпечних і сприятливих для людини умов праці.

Завдання охорони праці є зведення до мінімуму імовірності пошкодження або захворювання працівників з одночасним забезпеченням комфорту при максимальній продуктивності праці.

Навчання працівників безпеці праці проводять відповідно до вимог ГОСТ 12. 0.004 - 79, який встановлює порядок і види навчання. На всіх підприємствах і в організаціях незалежно від характеру і ступеню небезпеки виробництва навчання працівників проводять при підготовці нових робітників, проведенні різноманітних видів інструктажів і підвищенні кваліфікації.

Контроль за своєчасним і якісним навчанням виконує відділ охорони праці чи інженер з охорони праці, або ІТП, на якого наказом керівника підприємства покладено ці обов'язки. Ті, що вперше поступають на роботу, навчання проходять згідно з "Типовим положенням про підготовку і підвищення кваліфікації робітників". В журналі обліку навчальної роботи реєструють навчальну тему, за якою проводилось навчання.

Інструктаж працюючих поділяють на вступний, початковий, на робочому місці, повторний, позаплановий і початковий.

Вступний інструктаж з усіма, хто поступає на роботу незалежно від їх освіти і стажу роботи по даній професії, проводить інженер з охорони праці за

програмою, затвердженою головним інженером підприємства, про проведення вступного інструктажу з обов'язковим підписом того, хто проводив інструктаж і того, хто його отримував.

Початковий інструктаж на робочому місці, повторний, позаплановий і поточний проводить керівник робіт.

Початковий інструктаж на робочому місці проводять при прийомі на роботу нових робітників за інструкцією з охорони праці, розробленою для окремих професій або видів робіт. Всі робітники після цього інструктажу і перевірки знань 2-5 змін (залежно від навичок і стажу роботи) працюють під наглядом бригадира чи майстра, потім оформляється допуск до їх самостійної праці.

Повторний інструктаж проходять всі працівники незалежно від кваліфікації, освіти і стажу роботи через три місяці. Його проводять з метою перевірки знання робітниками правил і норм з охорони праці.

Позаплановий інструктаж проводять коли змінилися правила охорони праці або технологічний процес, обладнання, інструмент та інші фактори, що впливають на безпеку праці; коли працівники порушують правила охорони праці, що можуть призвести чи призвели до травм, аварій чи пожежі, вибуху. Його проводять індивідуально чи з групою робітників однієї професії за програмою початкового інструктажу на робочому місці. При його реєстрації вказують причину, яка спричинила його проведення.

Умови праці мають велике значення практично для всіх виробничих показників - продуктивності праці, якості робіт, безпеки працівників та інше.

Санітарно-гігієнічні умови праці характеризуються показниками виробничого середовища - рівнем освітлення, мікрокліматичними параметрами, загазованістю і запиленістю повітряного середовища, рівнем шуму і вібрації, наявністю іонізуючого випромінювання та інше.

4.2 Електробезпека

Електричні установки, з якими доводиться мати справу практично всім працюючим по встановленню та налагодженню засобів автоматизації, виявляють для людини велику потенційну небезпеку, яка збільшується у зв'язку з тим, що органи чуття людини не можуть на відстані виявити присутність електричної напруги на обладнанні.

Степінь ураження електричним струмом залежить від цілого ряду факторів: значення сили струму, електричного опору тіла людини та тривалості протікання через неї струму, виду та частоти струму, індивідуальних властивостей людини та умов навколишнього середовища.

Конструкція електроустановок має відповідати умовам їх експлуатації та забезпечувати захист персоналу від дотику з струмоведучими та рухомими частинами, а обладнання - від попадання всередину посторонніх твердих тіл та води.

Конструкція, вид виконання, спосіб встановлення, клас ізоляції застосовуваних провідників, кабелів, пристроїв та іншого електрообладнання відповідають вимогам електробезпеки. За ступенем ураження людей електричним струмом котельня відноситься згідно ПУЕ 1.1.13 до категорії приміщень з підвищеною небезпекою (висока температура, можливість одночасного дотику до металевих елементів технологічного обладнання або металоконструкцій будинку та металевих корпусів електрообладнання).

У нормальному режимі роботи обладнання - можливість ураження працівників електричним струмом виключена. Але на випадок аварії для запобігання ураження струмом людей передбачене захисне заземлення. Згідно ПУЕ 1.7.65 допустимий опір заземлення повинен бути не більшим 10 Ом.

При виконанні монтажних робіт використовуються переносні електроінструменти (електродрилі, електрошліфувальні установки, тощо).

Для забезпечення безпечної праці корпуси однофазних електроприймачів повинні занулюватись.

Захист людини від ураження електричним струмом в мережах з зануленням здійснюється тим, що при замиканні одної з фаз на занулений корпус в ланці цієї фази виникає струм короткого замикання, що діє на струмовий захист (плавкий запобіжник, автомат), в результаті чого відбувається відключення аварійної ділянки від мережі. Крім того, ще до спрацювання захисту струм короткого викликає перерозподіл напруги в мережі, що приводить до зниження напруги корпусу відносно землі. Таким чином, занулення зменшує напругу дотику та обмежує час, на протязі якого людина, що доторкнулася до корпусу, може потрапити під дію напруги.

Для того, щоб забезпечити швидке (на протязі декількох секунд) відключення аварійної ділянки, струм короткого замикання повинен бути достатньо великим. Відповідно до вимог ПУЕ струм короткого замикання повинен не менше ніж в три рази перевищувати номінальний струм плавкої вставки найближчого запобіжника або номінальний струм нерегульованого розчеплювача автоматичного вимикача. При використанні автоматичних вимикачів, що мають тільки електромагнітний розчіплювач (відсічку), струм короткого замикання повинен перевищувати значення струму встановлення миттєвого спрацювання в 1,25-1,4 рази в залежності від номінального струму.

В однофазних електроприймачів, що включені між фазним та нульовим робочим проводами, занулення корпусів слід виконувати з допомогою окремого (третього) провідника, який повинен з'єднувати корпус електроприймача з нульовим захисним проводом. В таких випадках під'єднувати корпуси електроприймачів для забезпечення електробезпеки до нульового робочого проводу недопустимо, оскільки при його розриві (перегоранні запобіжника) всі під'єднані до нього корпуси виявляться під фазною напругою відносно землі.

В мережі з зануленням недопустимо використовувати заземлення окремих електроприймачів, не під'єднавши їх перед цим до нульового захисного провідника. В цьому випадку при замиканні фази на заземлений, але не приєднаний до нульового захисного провідника корпус створюється коло струму через заземлення цього корпусу та заземлення нейтралі джерела струму. Такий випадок небезпечний, оскільки засоби захисту не зможуть відключити такий електроприймач через мале значення струму і тому небезпечна напруга на всіх корпусах може зберігатися тривалий період, поки заземлений приймач не буде відключений вручну.

Важливо відмітити, що якщо занулений корпус одночасно заземлений, то це тільки покращує умови безпеки, оскільки забезпечує додаткове заземлення нульового захисного проводу.

Для ізоляції людини від частин електроустановок, що знаходяться під напругою, використовуються основні та допоміжні ізолюючі засоби, а саме слюсарно-монтажний інструмент з ізольованими ручками, коврики, ізолюючі підставки, тощо.

У приміщеннях, де знаходяться вимірювальні прилади, необхідно забезпечити виконання заходів по боротьбі з статичною електрикою (тобто прилади повинні бути заземлені). Найпростішим засобом є підтримка відносної вологості повітря на рівні 50 - 60 % за допомогою побутового електрозволожувача.

Підлогу слід виконувати відповідно до ГОСТ 12.4.124-83, використовуючи антистатичне покриття на проходах і біля робочих місць.

Робітникам рекомендовано носити одержу з природних матеріалів або з комбінованих - природних і штучних волокон. Для зняття електростатичних зарядів з одержу слід використовувати антистатики побутового призначення.

Оскільки корпуси приладів виконані з металу, то для усунення небезпеки ураження людини електричним струмом (можливий пробій на корпус приладу) використовується захисне заземлення.

4.3 Розрахунок заземлення

Розрахуємо систему заземлення для електроустаткування, яке працює від напруги 220 В.

$$R_{\text{заз}} \leq \frac{U}{I_p} = \frac{220}{66} = 3.3 \leq 4 \text{ Ом}$$

Визначаємо опір ґрунту: $\rho = \kappa_{\text{н}} * \rho_{\text{н}} = 2 * 200 = 400 \text{ Ом м}$,

де $\kappa_{\text{н}}$ - коефіцієнт підсилення;

$\rho_{\text{н}}$ — питомий опір ґрунту (вибирається з довідкової літератури).

Визначаємо опір одиночного вертикального заземлювача:

$$R_{\text{в}} = \frac{\rho}{2\pi l} \left(\ln \frac{2l}{d} + \frac{1}{2} * \frac{4t+1}{4t-1} \right)$$

де t - відстань від середини заземлювача до поверхні ґрунту, м;

l, d - довжина і діаметр стержня заземлювача, м;

$$R_{\text{в}} = 96 \text{ Ом.}$$

Визначаємо опір сталевій полосі, що з'єднує стержневі заземлювачі:

$$R_{\text{п}} = (\rho / 2\pi l) * \ln(l^2 / dt) = 61 \text{ Ом.}$$

Визначаємо орієнтовне число стержневих заземлювачів:

$$n = R_{\text{в}} / [r_{\text{в}}] \eta_{\text{в}} = 96 / 4 * 1 = 24 \text{ шт.};$$

$r_{\text{в}}$ - допустимий по нормам опір заземляючого пристрою,

$\eta_{\text{в}}$ - коефіцієнт використання вертикальних заземлювачів (для орієнтовного розрахунку приймається рівним 1).

Приймаємо розміщення вертикальних заземлювачів по контуру з відстанню між сталевими заземлювачами рівним 21. З довідкової літератури визначаємо $\eta_{\text{в}} = 0,66$ і $\eta_{\text{г}} = 0,39$.

Визначаємо необхідну кількість вертикальних заземлювачів

$$n = R_B / [r_B] \eta_B = 96 / (4 * 0.66) = 36$$

Розраховуємо загальний розрахунковий опір аземлюючого пристрою R з врахуванням з'єднувальної полоси

$$R = R_B R_{II} / (R_B \eta_I + R_{II} \eta_B n) = 3.9 \text{ Ом.}$$

Розрахунок проведено правильно, оскільки виконується умова $R \leq [r_B]$.

Розрахунок штучного заземлення:

Приймаємо, що опір захисного заземлення не повинен перевищувати 4 Ом:

$$R_{33} = \frac{R_c R_n}{R_c + R_n} \leq 4 \text{ Ом}$$

де R_{33} – опір захисного заземлення;

R_c – опір стержневих заземлювачів;

R_n – опір поперечних заземлювачів.

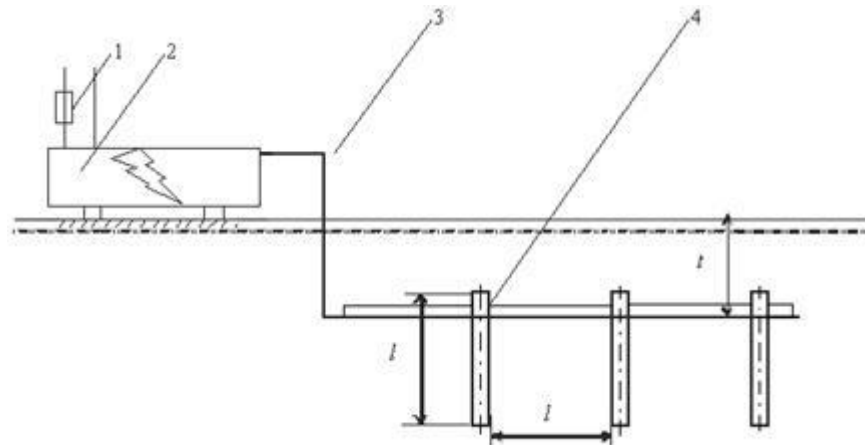


Рисунок 6.1 - Пристрій заземлення

4 – плавка вставка; 2 – електроустановка; 3 – з'єднувальна штаба; 4 – трубчастий заземлювач

Опір одиночного стержневого заземлювача розтіканню електричного струму:

$$R_{oc} = \frac{\rho_{\text{г}}}{2\pi l} \left(\ln \frac{2l}{d} + \ln \frac{4h' + l}{4h' - l} \right)$$

де h – відстань від поверхні ґрунту до заземлювача і становить 0,8 м;

l – довжина стержневого заземлювача 3 м;

d – діаметр стержневого заземлювача 50 мм.

$$R_{oc} = \frac{750}{2 \cdot 3,14 \cdot 3} \left(\ln \frac{2 \cdot 3}{0,05} + \ln \frac{4 \cdot 0,8 + 3}{4 \cdot 0,8 - 3} \right) = 39,8 \cdot (0,18 + 3,43) = 143,8 \text{ Ом}$$

Опір одиночного поперечного заземлювача:

$$R_{ок} = \frac{\rho_{\text{г}}}{2\pi l} \ln \frac{2l^2}{bh'}$$

де l – довжина поперечного заземлювача 2,5 м;

b – ширина полоси заземлювача 30 мм;

$\rho_{\text{г}}$ – розрахунковий опір ґрунту: для поперечних електродів 1000 Ом·м, для стержневих електродів 750 Ом·м.

$$R_{ок} = \frac{1000}{2 \cdot 3,14 \cdot 2,5} \ln \frac{2 \cdot 2,5^2}{0,03 \cdot 0,8} = 63,7 \cdot 6,25 = 398,1 \text{ Ом}$$

В наслідок взаємовпливу вводимо коефіцієнт використання заземлювачів:

$$\eta = \frac{R_0}{nR_{\phi}}$$

де $R_{\text{д}}$ – допустимий опір заземлення, що становить 4 Ом;

R_0 – опір одиночного заземлювача.

ВИСНОВКИ

У роботі показано, що компонент освітлення є не менш важливим компонентом системи машинного зору, особливо для дзеркальної поверхні. Для дзеркальної поверхні було протестовано три різні види освітлення, а саме: світле поле, темне поле та структуроване освітлення, і з цих трьох темне поле та структуроване освітлення (дефлектометрія) дали найкращі результати. Дефлектометричне налаштування вимагає високого рівня точності з точки зору налаштування та калібрування. Точність налаштування не така важлива при налаштуванні кільцевого світла темного поля порівняно з дефлектометричним налаштуванням. Запропонована установка кільцевого світла може охоплювати площу 20x10 см, а для охоплення набагато більшої площі потрібно або перемістити об'єкт огляду в поле зору камери, або використовувати більше камер з перекриваючимся полем зору.

Зображення дефектів на твердій пофарбованій поверхні, отримані за допомогою кільцевого освітлення, були покращені за допомогою методів комп'ютерного зору, таких як морфологічні операції, вейвлет-перетворення, фільтр Габора тощо. Для металевої поверхні, через наявність цяток, для виділення дефектів була потрібна суперпiксельна сегментація. Для класифікації зображень на основі типу дефекту був використаний одношаровий алгоритм штучної нейронної мережі. У роботі для навчання моделі ШНМ були вилучені вектори ознак HOG розміром 20 x 20 ділянок зображення.

Модель штучних нейронних мереж, навчена з використанням характеристик високої щільності зображення як набору даних, могла чітко розрізняти класи бруду, подряпин та відсутності дефектів.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Ren, Shiqing; Wang, Yan. Separating reflection components of smooth metallic surface using special random sampling method // 3rd International Conference of Innovative Computing Information and Control. – 2008. – С. 527–527.
2. Oren, Michael; Nayar, Shree K. Generalization of Lambert's reflectance model // Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques. – 1994. – С. 239–246.
3. Gnanaprakasam, Pradeep; ін. Efficient 3D characterization of raised topological defects in smooth specular coatings // Image and Vision Computing. – 2009. – Т. 27, № 4. – С. 319–330.
4. Li, Chang Jiang; ін. Developing a new automatic vision defect inspection system for curved surfaces with highly specular reflection // International Journal of Innovative Computing, Information and Control. – 2012. – Т. 8, № 7B. – С. 5121–5136.
5. Akafuah, Nelson K.; ін. Evolution of the automotive body coating process — a review // Coatings. – 2016. – Т. 6, № 2. – С. 24.
6. Pernkopf, Franz; O'Leary, Paul. Image acquisition techniques for automatic visual inspection of metallic surfaces // NDT & E International. – 2003. – Т. 36, № 8. – С. 609–617.
7. Puente Leon, F.; Kammel, S. Inspection of specular and painted surfaces with centralized fusion techniques // Measurement. – 2006. – Т. 39, № 6. – С. 536–546.
8. Kumar, Ajay. Computer-vision-based fabric defect detection: A survey // IEEE Transactions on Industrial Electronics. – 2008. – Т. 55, № 1. – С. 348–363.
9. Chen, Yud-Ren; Chao, Kuanglin; Kim, Moon S. Machine vision technology for agricultural applications // Computers and Electronics in Agriculture. – 2002. – Т. 36, № 2. – С. 173–191.

- 10.Litwiller, Dave. CCD vs. CMOS // Photonics Spectra. – 2001. – Т. 35, № 1. – С. 154–158.
- 11.Petrozzo, Ronald A.; Singer, Stuart W. Telecentric lenses simplify noncontract metrology // Test & Measurement World. – 2001. – Т. 21, № 13. – С. 4–4.
- 12.Zhang, Xue-Wu; ін. A vision inspection system for the surface defects of strongly reflected metal based on multi-class SVM // Expert Systems with Applications. – 2011. – Т. 38, № 5. – С. 5930–5939.
- 13.Martin, Daryl. A practical guide to machine vision lighting // Midwest Sales and Support Manager, Adv Illum. – 2007. – С. 1–3.
- 14.Abouelela, Ahmed; ін. Automated vision system for localizing structural defects in textile fabrics // Pattern Recognition Letters. – 2005. – Т. 26, № 10. – С. 1435–1443.
- 15.Piironen, Timo; ін. Automated visual inspection of rolled metal surfaces // Machine Vision and Applications. – 1990. – Т. 3, № 4. – С. 247–254.
- 16.Boby, Riby Abraham; ін. Identification of defects on highly reflective ring components and analysis using machine vision // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 2011. – Т. 52, № 1–4. – С. 217–233.
17. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп'ютерні мережі. Книга 1. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-8052 від 28.05.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2013. – 256 с.
18. А.Г. Микитишин, М.М. Митник, П.Д. Стухляк, В.В. Пасічник Комп'ютерні мережі. Книга 2. [навчальний посібник] (Лист МОНУ №1/11-11650 від 16.07.12р.) - Львів, "Магнолія 2006", 2014. – 312 с.
19. Микитишин А.Г., Митник, П.Д. Стухляк. Комплексна безпека інформаційних мережевих систем: навчальний посібник – Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2016. – 256 с.
20. Микитишин А.Г., Митник М.М., Стухляк П.Д. Телекомунікаційні системи та мережі : навчальний посібник для студентів спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» – Тернопіль:

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017 – 384 с.

21. Введення в компютерну графіку та дизайн: Навчальний посібник для студентів спеціальності 174 "Автоматизація, компютерно-інтегровані технології та робототехніка"/Укладачі: О.В. Тотосько, П.Д. Стухляк, А.Г. Микитишин, В.В. Левицький, Р.З. Золотий - Тернопіль: ФОП Паляниця В.А., 2023 - 304с. <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/41166>.

22. Пилипець М. І. Правила заповнення основних форм технологічних документів : навч.-метод. посіб. / Уклад. Пилипець М. І., Ткаченко І. Г., Левкович М. Г., Васильків В. В., Радик Д. Л. Тернопіль : ТДТУ, 2009. 108 с. <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/42995>.