

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Юрій КИРИЧУК
«__» _____ 2023 р.

**Дипломна робота
на здобуття ступеня бакалавра
за освітньо-професійною програмою «Роботизовані і автоматизовані
системи неруйнівного контролю та діагностики»
спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»
на тему: «Прилад для автоматизованого контролю друкованих плат»**

Виконав:

Студент IV курсу, групи ПК-91
Крецул Віталій Васильович _____

Керівник:

Старший викладач, доктор філософії
Момот Андрій Сергійович _____

Рецензент:

Доцент, к.т.н., доцент,
Добролюбова Марина Валеріївна _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент (-ка) _____

Київ – 2023 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Роботизовані і автоматизовані системи неруйнівного контролю та діагностики»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 2023 р.

ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу студенту

Крецул Віталій Васильович

1. Тема роботи «Прилад для автоматизованого контролю друкованих плат», керівник роботи Момот Андрій Сергійович, доктор філософії, затверджені наказом по університету від «30» травня 2023 р. № 2057-с

2. Термін подання студентом роботи 09.06.2023

3. Вихідні дані до роботи: Розробити конструкцію та програмне забезпечення для автоматизованого детектування поверхневих дефектів друкованих плат..

4. Зміст роботи:

Вступ

1. Аналітичний огляд

2. Розробка програмно технічних алгоритмів

3. Розробка та навчання нейронної мережі

4. Тестування розробленої системи

Висновок

Список використаних джерел

Додатки

5. Перелік ілюстративного матеріалу (із зазначенням обов'язкових плакатів, презентацій тощо):

П'ять плакатів А1

1. Загальна інформація
2. Детектування об'єктів на зображеннях
3. Розробка конструкції приладу
4. Мережа YOLOv5
5. Результати

6. Консультанти розділів роботи*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
-	-		

7. Дата видачі завдання 20.02.2023

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Формулювання завдання	01.03.2023	
2	Проведення аналітичного огляду	20.03.2023	
3	Розробка конструкції приладу	08.04.2023	
4	Розробка програмного забезпечення	02.05.2023	
5	Оформлення пояснювальної записки	30.05.2023	
6	Розробка плакатів	05.06.2023	

Студент

Віталій КРЕЦУЛ

Керівник

Андрій МОМОТ

* Якщо визначені консультанти. Консультантом не може бути зазначено керівника дипломного проекту.

Анотація

Метою дипломної роботи є розробка конструкції та програмного забезпечення приладу для автоматизованого детектування поверхневих дефектів друкованих плат, що може використовуватися на виробництві.

У межах даної дипломній роботі було представлено теоретичні відомості дефектів друкованих плат. Наведено теоретичні відомості про методи контролю друкованих плат, їх переваги та недоліки в певних галузях.

Проведено вибір елементів для приладу та обґрунтування їх вибору; вибір нейронної мережі та детальний аналіз всіх можливостей. Описано конструкцію приладу, програмний алгоритм детектування дефектів, розглянуто можливості нейронної мережі та її результати. Проведено оцінку роботи нейронної мережі яка показала результат 92.5%. Описано загальну статистику роботи нейронної мережі. Проаналізовано переваги та недоліки даного приладу, та розглянуто перспективи вдосконалення та розвитку даної розробки.

Робота викладена на 85 сторінках, містить 4 розділи, 36 рисунків, 28 літературних джерел.

Ключові слова: нейронні мережі, друковані плати, детектування дефектів, візуально-оптичний контроль.

Annotation

The purpose of the thesis is to develop the design and software of a device for automated detection of surface defects in printed circuit boards that can be used in production.

This thesis presents theoretical information on PCB defects. The theoretical information about the methods of controlling printed circuit boards, their advantages and disadvantages in certain industries is presented.

The choice of elements for the device and the justification for their selection; the choice of a neural network and a detailed analysis of all the possibilities are carried out. The design of the device, the software algorithm for detecting defects, the capabilities of the neural network and its results are described. The performance of the neural network was evaluated and showed a result of 92.5%. The general statistics of the neural network are described. The advantages and disadvantages of this device are analyzed, and the prospects for improving and developing this development are considered.

The work is presented on 85 pages, contains 4 chapters, 36 figures, 28 references.

Keywords: neural networks, printed circuit boards, defect detection, visual and optical inspection.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД.....	10
1.1. Опис ОК.....	10
1.2. Огляд дефектів друкованих плат	13
1.3. Огляд методів контролю друкованих плат	18
1.3.1. Візуальний огляд	18
1.3.2. Рентгенівський контроль	19
1.3.3. Тепловий контроль.....	21
1.3.4. Електричний контроль.....	22
1.3.5. Функціональний контроль.....	24
1.3.6. Обґрунтування вибору методу контролю.....	26
1.4. Аналіз методів автоматизованого детектування об'єктів на зображеннях	27
1.4.1. Pattern-matching	27
1.4.2. Ознаки Хаара	29
1.4.3. Семантична сегментація	31
1.4.4. Глибинні нейронні мережі	33
1.5. Огляд існуючих робіт.....	35
1.6. Постановка завдання	39
1.7. Висновки до розділу.....	41
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНО ТЕХНІЧНИХ АЛГОРИТМІВ ..	42
2.1. Розробка структурної схеми приладу.....	43

2.2. Підбір та опис відеокамер.....	43
2.2.1. Вибір CMOS-камери.....	45
2.2.2. Розрахунок роздільної здатності.....	45
2.3. Вибір джерела підсвічування	46
2.4. Розробка конструкції приладу	48
2.5. Вибір архітектури нейронної мережі	50
2.5.1. SSD	50
2.5.2. Faster R-CNN	51
2.5.3. EfficientDet.....	53
2.5.4. YOLO	54
2.6. Розробка загального алгоритму роботи приладу	56
2.7. Висновки до розділу.....	57
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	58
3.1. Вибір модифікації моделі YOLO	58
3.2. Опис метрик для детектування об'єктів.....	63
3.3. Реалізація обраної моделі.....	64
3.3.1. Опис навчального набору даних	65
3.3.2. Вибір середовища розробки	66
3.3.3. Реалізація нейромережевої моделі.....	66
3.4. Висновки до розділу	73
РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ	75
4.1. Якісна оцінка роботи нейронної мережі	75
4.2. Кількісна оцінка роботи нейронної мережі	76
4.3. Аналіз шляхів покращення системи	78

ВИСНОВОК.....	81
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	83

ВСТУП

У сучасному світі електроніка є неодмінною складовою нашого повсякденного життя. Вона знаходить застосування в різних галузях, включаючи медицину, телекомунікації, транспорт, промисловість та багато інших. Одним з ключових елементів електронної техніки є друковані плати. Друковані плати є основою для монтажу електронних компонентів, які забезпечують функціональність пристроїв. Процес виготовлення друкованих плат не є ідеальним, і виникає ризик появи дефектів. Дефекти можуть бути викликані різними факторами, такими як неправильний процес виробництва, недоліки в матеріалах або неправильний монтаж компонентів. Це може призвести до збоїв в роботі електронних пристроїв або навіть до їх повного виходу із строю.

Автоматизація виробництва електронних модулів є невід'ємною складовою у сучасному виробництві радіоелектронної апаратури. Забезпечення якості та надійності електронних модулів є ключовим етапом цього процесу, а контроль за відсутністю дефектів виявляється надзвичайно важливим завданням. Наслідком встановлення несправних електронних модулів у кінцеві прилади може стати підвищення загальних витрат на виробництво та сервісне обслуговування радіоелектронної апаратури, а також можливе травмування кінцевого користувача. Тому раннє виявлення дефектів є надзвичайно критичним і має велике значення для забезпечення бездоганної якості та безпеки використання електронних пристроїв.

У сучасних умовах спостерігається тенденція до зменшення розмірів електронних модулів та компонентів для отримання більшої компактності пристроїв, в яких вони будуть використовуватись. Це вимагає високої якості зображення друкованих плат та точності систем автоматичного контролю дефектів.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1 Опис ОК

У ролі об'єкта контролю розглянемо друковані плати (Printed Circuit Boards, PCB). Друковані плати є необхідною компонентою багатьох електронних пристроїв. Вони забезпечують механічну та електричну підтримку для компонентів, сприяють передачі сигналів і з'єднанню електронних елементів. Друковані плати використовуються в різноманітних галузях, включаючи інформаційні технології, медицину, телекомунікації, автомобільну промисловість та багато інших.

Друковані плати виготовляються за допомогою спеціальної технології. Спочатку проектується схема, яка включає компоненти, з'єднувальні шляхи та інші елементи. Цей проект потім переноситься на базовий матеріал, яким зазвичай є полімерна плата. Цей процес дозволяє створити фізичну основу для компонентів і проводів.

Після перенесення схеми на базовий матеріал проводиться ряд операцій для створення друкованої плати. Один з етапів - нанесення шарів міді на плату. Шари міді утворюють провідні доріжки, які забезпечують електричне з'єднання між компонентами. Після нанесення міді плату піддають процесу експонування, що дозволяє сформувати контури шляхів та площадок за допомогою фоточутливого матеріалу та масок [1].

Є кілька методів, якими можна виготовляти друковані плати, включаючи одношарові, двошарові та багатошарові конструкції. Двошарові та багатошарові плати використовуються в більш складних пристроях, де потрібно більше з'єднань і шляхів. Цей процес вимагає більшої точності та складності виробництва.

Одним з критичних етапів виробництва друкованих плат є травлення. Після експонування і видалення зайвих шарів міді плата проходить через травильні розчини, які видаляють непотрібні частинки міді. Цей процес дозволяє сформувати чіткі контури шляхів та площадок, забезпечуючи належну

функціональність друкованої плати.

Після травлення проводяться інші обробки, такі як монтаж отворів для компонентів, нанесення захисного шару та покриття плати припоєм. Ці кроки дозволяють забезпечити захист від корозії, підвищити міцність і додати довговічності до друкованої плати.

Після завершення виробництва друкована плата готова для монтажу компонентів. Цей процес включає припаювання електронних компонентів на відповідні площадки на платі за допомогою технологій, таких як виробництво на поверхні (SMD) (Рис 1.1.) або протягом отворів (TH).



Рис 1.1. SMD – поверхневий монтаж

Монтаж компонентів вимагає високої точності і дотримання специфікацій щодо розташування і з'єднання. Цей етап може бути виконаний вручну або за допомогою автоматизованих систем монтажу компонентів. Після монтажу проводяться додаткові перевірки для переконання у якості з'єднань та функціональності.

Важливою складовою процесу виробництва друкованих плат є контроль якості. Після монтажу компонентів плати перевіряються на відповідність вимогам та специфікаціям. Це включає вимірювання електричних параметрів, перевірку з'єднань, виявлення можливих дефектів та інші тестування.

Для забезпечення надійності і якості друкованих плат також можуть застосовуватись додаткові заходи, такі як іспити на вібрацію, термічні тести

та випробування навантаженням. Ці процедури допомагають виявити потенційні проблеми та забезпечити високу якість продукції.

Завдяки постійному розвитку технологій і зростаючій потребі в більш складних і ефективних електронних пристроях, виробництво друкованих плат продовжує розвиватись. Нові матеріали, методи виготовлення і технології дозволяють створювати більш компактні, швидкі та потужні плати.

Однією з головних переваг друкованих плат є їх модульність і масштабованість. Це означає, що плати можуть бути розроблені та виготовлені для різних розмірів і складності проектів. Від простих одношарових плат для простих пристроїв до складних багатшарових плат для високотехнологічних пристроїв, існує безліч варіацій, які можуть задовольнити потреби різних додатків.

Однак, важливо зазначити, що автоматизація візуально-оптичного контролю друкованих плат залишається актуальним напрямом досліджень. Подальший розвиток нових алгоритмів обробки зображень, використання штучного інтелекту та покращення апаратного забезпечення можуть в суттєвий спосіб покращити швидкість, точність та надійність процесу контролю друкованих плат.

Усі ці фактори підкреслюють важливість і перспективи розвитку приладів для контролю друкованих плат. Вони є необхідним інструментом для забезпечення високої якості продукції та підвищення ефективності виробництва [2].

На підставі проведеного аналізу можна зробити висновок, що подальші дослідження та розробки в галузі контролю друкованих плат, зокрема застосування візуально-оптичного методу та автоматизації, мають великий потенціал у поліпшенні процесів виробництва й забезпеченні високої якості продукції.

Крім того, друковані плати дозволяють розміщення компонентів на обох сторонах плати, що економить простір і сприяє компактному дизайну пристроїв.

Це особливо важливо у випадку мобільних пристроїв, де обмежений простір вимагає ефективного використання кожного міліметра.

Одним з суттєвих аспектів розвитку друкованих плат є зростання швидкості передачі сигналів і зменшення електричних шумів. Сучасні високошвидкісткові пристрої вимагають спеціальних матеріалів і дизайну плат, щоб забезпечити стійку передачу сигналів і зменшити ефект перехресного зв'язку між шляхами.

Для досягнення цих вимог використовуються спеціальні матеріали, такі як кераміка, Teflon і FR-4 з високою діелектричною проникністю. Також використовуються спеціальні технології, такі як контроль імпедансу, швидкісний дизайн і використання диференціальних пар для зменшення шуму і збільшення швидкості передачі даних.

Застосування друкованих плат широко розповсюджене в різних галузях. Вони використовуються у промислових системах автоматизації, медичних пристроях, споживчій електроніці, телекомунікаційних пристроях, транспортних засобах і багатьох інших областях.

Друковані плати також відіграють важливу роль у розробці прототипів і дослідницьких проектах. Вони дозволяють швидко тестувати нові ідеї і концепції, а також проводити дослідження в різних галузях.

У світі, де електроніка постійно розвивається і інновації стають ключем до успіху, друковані плати залишаються невід'ємною складовою частиною цього процесу. Вони дозволяють перетворити ідеї на реальність і сприяють подальшому розвитку електронної промисловості.

1.2. Огляд дефектів друкованих плат

Друковані плати є важливими компонентами електронних пристроїв і систем, і їх якість і надійність мають велике значення для правильної роботи цих пристроїв. Однак, під час виробництва, монтажу та використання друкованих плат можуть виникати різні види дефектів, які можуть впливати на

їхню функціональність і надійність. Далі розглянемо деякі з види дефектів.

Дефекти провідників є одними з найпоширеніших проблем на друкованих платах. Основними видами дефектів провідників є коротке замикання, розрив, "укус миші", шпора, зайва мідь, відсутність отвору [3].

Коротке замикання на друкованій платі виникає при неправильному з'єднанні провідників, коли вони стикаються або недостатньо ізольовані (Рис.1.2.). Це може спричинити проблеми, такі як неправильна робота пристрою, перегрів, витік струму або пошкодження компонентів. Для запобігання короткому замиканню необхідно використовувати відповідні ізоляційні матеріали, правильно розташовувати провідники, контролювати якість виробництва та забезпечувати належну ізоляцію провідників за допомогою ізоляційних шарів.

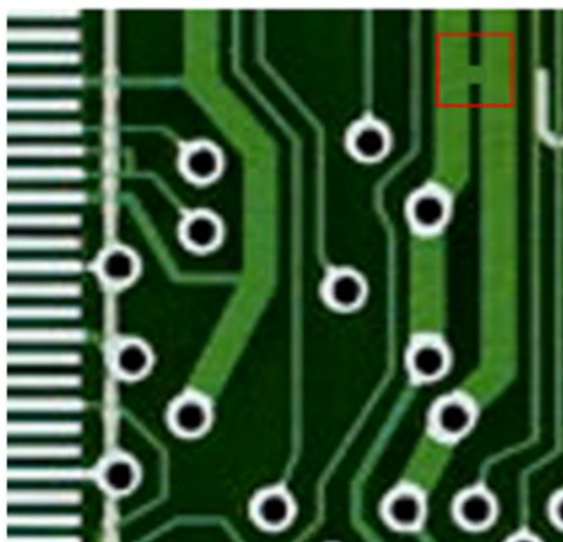


Рис.1.2. Дефект друкованої плати коротке замикання

Розрив на друкованій платі виникає, коли провідники мають недостатній електричний контакт між собою (Рис.1.3.). Це може бути наслідком неправильного паяння, відмови з'єднання або пошкодження провідників. Розрив може призвести до втрати сигналу, неправильної передачі даних або відмови пристрою. Для запобігання розриву необхідно використовувати якісні матеріали, контролювати якість під час виробництва, правильно наносити покриття та належно обробляти плату під час монтажу компонентів.

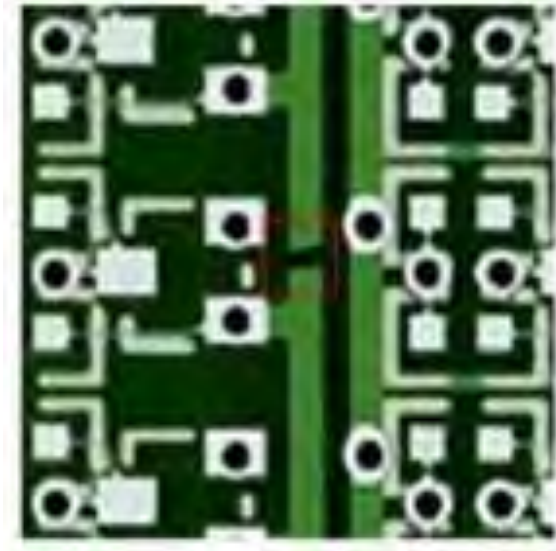


Рис.1.3. Дефект друкованої плати розрив

Дефект "укус миші" на друкованій платі виникає через появу невеликих отворів або пошкоджень, схожих на сліди за гризуном (Рис.1.4.). Цей дефект може порушити електричну ізоляцію між провідниками, спричинити коротке замикання та неправильну роботу компонентів. Для запобігання дефекту "укус миші" важливо використовувати високоякісні матеріали, налаштовувати обладнання та контролювати якість виробництва.

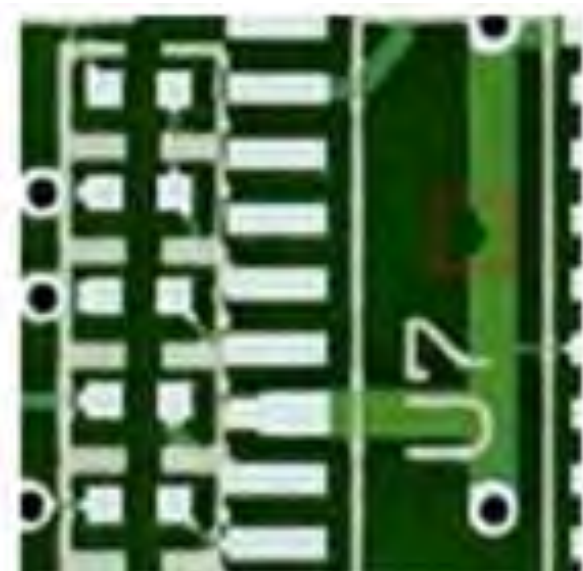


Рис.1.4. Дефект друкованої плати «укус миші»

Дефект "шпора" на друкованій платі виникає, коли утворюється небажаний провідний шлях або замкнення між провідниками або вузькими частинами мідного шару (Рис.1.5.). Це може спричинити неправильне функціонування або відмову електронної системи. Для запобігання шпорам важливо правильно проектувати маршрут провідників, дотримуватися технологічних вимог під час виробництва та контролювати якість покриття.



Рис.1.5. Дефект друкованої плати шпора

Дефект "зайва мідь" на друкованій платі виникає, коли на платі залишаються надмірні або невидалені частини мідного шару, які не повинні бути присутніми (Рис.1.6.). Це можуть бути зайві мідні площини, провідники або ізольовані мідні ділянки, які можуть призводити до неправильних з'єднань, коротких замикань або електричних проблем на платі. Для запобігання дефекту "зайва мідь" важливо використовувати якісні матеріали, належно регулювати процеси виробництва, контролювати якість під час виготовлення та дотримуватися правил та стандартів, пов'язаних з виробництвом друкованих плат.



Рис.1.6. Дефект друкованої плати зайва мідь

Дефект друкованої плати, відомий як відсутність отвору, виникає, коли необхідний отвір, який повинен бути присутнім на печатній платі, відсутній або неправильно сформований (Рис.1.7.). Отвори на друкованій платі використовуються для розміщення компонентів, з'єднання провідників, а також для вентиляції та інших функцій. Запобігання виникненню відсутності отвору включає уважне проектування печатної плати, використання якісних матеріалів, контроль якості під час виробництва та монтажу, а також використання відповідних технологій свердління.



Рис.1.7. Дефект друкованої плати відсутність отвору

1.3. Огляд методів контролю друкованих плат

Вибір метода контролю друкованих плат, є важливою складовою частиною процесу виробництва електроніки. Забезпечення якості та надійності друкованих плат є вирішальним фактором для їх успішного функціонування в різних пристроях і системах.

У цьому розділі ми розглянемо різні методи контролю, які використовуються для виявлення дефектів на друкованих платах. Кожен метод має свої особливості, переваги та обмеження, що варто враховувати при виборі оптимального підходу до контролю.

1.3.1. Візуальний огляд

Одним з етапів контролю друкованих плат є візуальний огляд, який включає оцінку зовнішнього вигляду і виявлення можливих дефектів. Цей процес може бути виконаний оператором вручну або автоматизованим пристроєм.

Візуальний огляд передбачає детальний огляд друкованої плати з метою виявлення таких проблем, як пошкодження паяних з'єднань, неправильні компоненти, забруднення, подряпини або тріщини на поверхні. Оператор або автоматичний прилад проводить огляд за допомогою світлових джерел, лупи та інших вимірювальних інструментів.

Плюси візуального огляду:

- Впевненість у якості: Візуальний огляд дозволяє виявити видимі дефекти, що можуть вплинути на якість і надійність друкованої плати. Він допомагає забезпечити високу якість кінцевого продукту.
- Швидкість: Застосування автоматизованих пристроїв для візуального огляду може значно прискорити процес контролю, порівняно з ручним оглядом. Це забезпечує ефективніше використання робочого часу.

Мінуси візуального огляду:

- Підвищена витрата на обладнання: Впровадження автоматизованих пристроїв для візуального огляду може вимагати значних інвестицій у спеціалізоване обладнання. Це може бути фінансово недоцільним для невеликих підприємств або лабораторій.
- Видимість дефектів: Візуальний огляд може обмежуватися виявленням тільки видимих дефектів. Він не здатний виявити скриті дефекти, такі як електричні несправності або проблеми зі з'єднаннями, які не видно зовні.

Автоматизований візуальний огляд (Рис.1.8.) використовує спеціальне обладнання, таке як візуальні системи перевірки, камери високої роздільної здатності, алгоритми обробки зображень та штучний інтелект для автоматичного виявлення дефектів та недоліків на ДП. Це дозволяє забезпечити швидкий та точний аналіз великої кількості ДП [4].



Рис.1.8. Візуально-оптичний контроль

1.3.2 Рентгенівський контроль

Одним з методів контролю друкованих плат є рентгенівський контроль, який використовує рентгенівські промені для виявлення внутрішніх дефектів

та несправностей. Цей процес дозволяє отримати детальну зображення структури ДП та оцінити якість паяних з'єднань та компонентів.

Рентгенівський контроль передбачає використання спеціального рентгенівського джерела променів та детектора для отримання зображення внутрішньої структури ДП. Друкована плата розміщується між джерелом променів і детектором, і проходить рентгенівський промінь через плату. Детектор реєструє промені, які проходять через ДП, і генерує зображення, що відображає структуру, компоненти та паяні з'єднання [5].

Плюси рентгенівського контролю:

- Виявлення внутрішніх дефектів: Рентгенівський контроль дозволяє виявити внутрішні дефекти та несправності, такі як недоліки в паяному з'єднанні, відсутність з'єднання, взаємні перекриття проводів та інші проблеми, які не можуть бути помічені візуально.
- Висока роздільна здатність: Рентгенівські зображення забезпечують детальну інформацію про внутрішню структуру ДП. Вони дозволяють виявляти навіть найдрібніші несправності та позацілкові дефекти.

Мінуси рентгенівського контролю:

- Висока вартість обладнання: Рентгенівське контрольне обладнання є дорогим і вимагає значних витрат на придбання та утримання. Це може бути фінансово недоцільним для невеликих підприємств або лабораторій.
- Вимоги безпеки: Рентгенівський контроль пов'язаний з використанням радіації, тому вимагає дотримання спеціальних заходів безпеки. Це включає захист від випромінювання та забезпечення безпеки персоналу, що може бути складним і вимагати спеціальних навичок та знань.

Враховуючи плюси та мінуси рентгенівського контролю (Рис 1.9.), його використання може бути доцільним для виявлення внутрішніх дефектів та забезпечення якості друкованих плат. Однак, враховуючи вартість обладнання та вимоги безпеки, необхідно ретельно оцінити економічну доцільність та

необхідність такого виду контролю для конкретної організації.

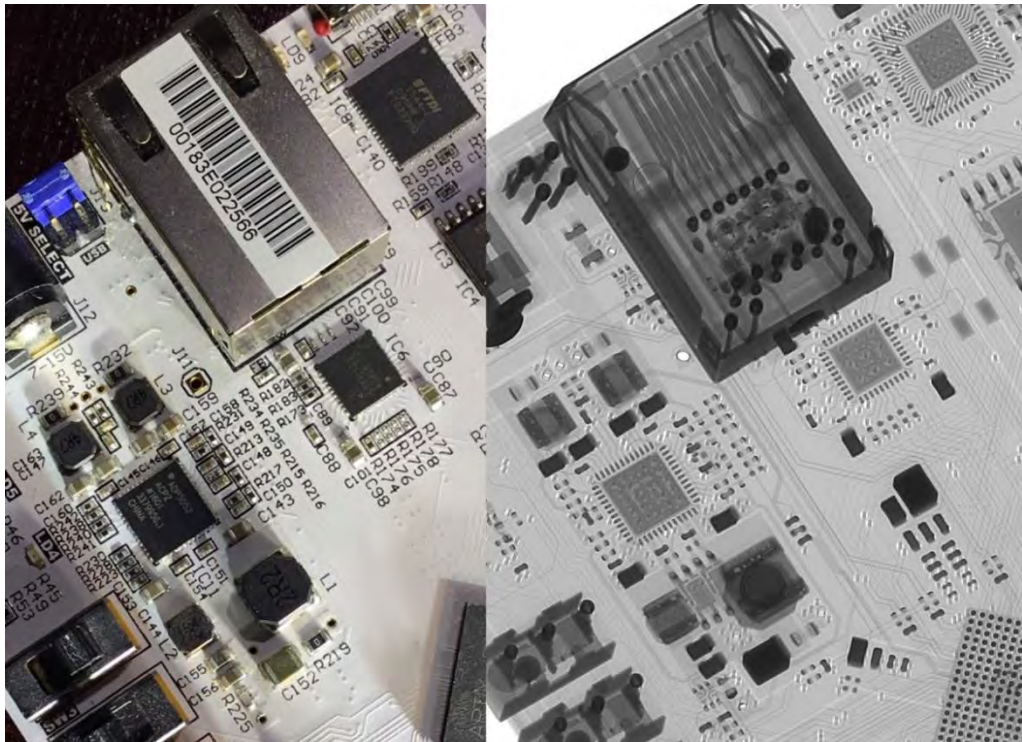


Рис.1.9. Рентгенівський контроль

1.3.3 Тепловий контроль

Одним із методів контролю друкованих плат є тепловий контроль, який використовується для оцінки розподілу тепла на платі та виявлення потенційних проблем з тепловим режимом. Цей процес базується на вимірюванні температури різних областей плати та аналізі отриманих даних [6].

Тепловий контроль (Рис 1.10.) передбачає використання теплової камери або теплового датчика для отримання зображення розподілу тепла на поверхні друкованої плати. Камера або датчик реєструють інфрачервоне випромінювання, яке є відображенням теплового режиму плати. Отримані дані можуть бути подані у вигляді зображень або теплових карт [7].

Плюси теплового контролю:

- Виявлення нерівномірного розподілу тепла: Тепловий контроль дозволяє виявляти області, де відбувається надмірне нагрівання або нерівномірний розподіл тепла на платі. Це дозволяє виявити потенційні

проблеми з тепловим режимом, які можуть призвести до пошкодження компонентів або зниження надійності плати.

- Висока роздільна здатність: Тепловий контроль забезпечує детальне зображення розподілу тепла на поверхні плати. Це дозволяє виявляти навіть найдрібніші зміни температури та ідентифікувати проблемні ділянки.

Мінуси теплового контролю:

- Висока вартість обладнання: Використання теплової камери або датчика може бути дорогим, особливо якщо потрібне високороздільне обладнання. Це може бути фінансово недоцільним для деяких організацій, особливо невеликих підприємств або лабораторій.
- Обмеження на поверхні плати: Тепловий контроль дозволяє отримати зображення тільки зовнішньої поверхні плати. Він не здатний виявити внутрішні дефекти або проблеми зі з'єднаннями, які не впливають на температуру зовнішніх областей.

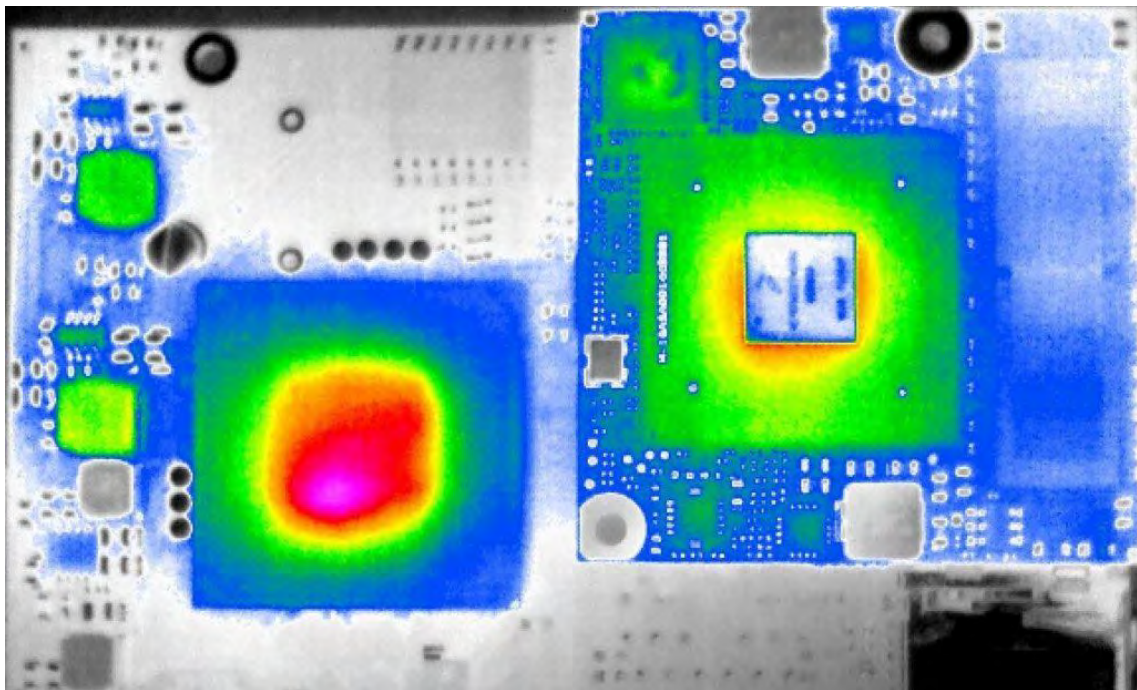


Рис 1.10. Тепловий контроль

Враховуючи плюси та мінуси теплового контролю він може бути корисним для оцінки теплового режиму друкованих плат та виявлення

потенційних проблем. Однак, враховуючи вартість обладнання та обмеження на поверхні плати, необхідно ретельно оцінити економічну доцільність та необхідність такого виду контролю для конкретної організації [8].

1.3.4 Електричний контроль

Електричний контроль є одним із методів контролю друкованих плат, який використовується для перевірки електричної функціональності плати та виявлення можливих електричних несправностей. Цей процес включає подачу електричних сигналів на різні контактні точки плати та аналіз відповідей.

Електричний контроль передбачає використання спеціальних тестерів або приладів, які здатні генерувати та вимірювати електричні сигнали. Плата підключається до цих пристроїв, і сигнали подаються на контактні точки плати. Прилад аналізує відповіді та порівнює їх з очікуваними результатами, що дозволяє виявити електричні несправності, такі як коротке замикання, переривання, неправильне заземлення та інші.

Плюси електричного контролю:

- Виявлення електричних несправностей: Електричний контроль дозволяє виявити різні типи електричних несправностей, які можуть виникати на друкованих платах. Це включає коротке замикання між провідниками, переривання в проводках, неправильні з'єднання, неправильно паяні контакти та інші проблеми, які можуть призвести до неправильної роботи плати.
- Висока точність: Електричний контроль зазвичай здатний досягати високої точності виявлення електричних несправностей. Це дозволяє точно локалізувати проблемні ділянки та швидко вжити заходів для їх виправлення.

Мінуси електричного контролю:

- Вимоги до спеціального обладнання: Електричний контроль вимагає використання спеціальних тестерів або приладів, що може бути

дорогим і складним у підтримці. Це може ускладнити доступність такого обладнання для невеликих підприємств або лабораторій.

- Обмеження на швидкість тестування: Електричний контроль може займати значний час, особливо при великій кількості контактних точок на платі. Це може уповільнити процес контролю та вплинути на продуктивність.

Враховуючи плюси та мінуси електричного контролю, він є важливим методом для виявлення електричних несправностей на друкованих платах. Проте, вимоги до спеціального обладнання та обмеження на швидкість тестування потребують уважного врахування при впровадженні такого контролю в практиці.

1.3.5. Функціональний контроль

Функціональний контроль є важливим етапом у процесі контролю друкованих плат, оскільки він дозволяє перевірити функціональні можливості та правильність роботи плати в реальних умовах. Цей тип контролю передбачає виконання спеціальних тестових сценаріїв або послідовностей дій, які перевіряють різні аспекти роботи плати та її функцій.

Функціональний контроль проходить шляхом подачі вхідних сигналів на плату та аналізу вихідних результатів. Зазвичай, для цього використовуються спеціальні пристрої або програмні рішення, що дозволяють автоматизувати тестування та аналіз результатів [9].

Під час функціонального контролю проводяться різні типи тестів, такі як:

- Тестування вхідних та вихідних інтерфейсів: Перевірка правильності роботи вхідних та вихідних портів, з'єднань та інтерфейсів плати.
- Тестування роботи окремих компонентів: Перевірка роботи окремих компонентів на платі, таких як мікросхеми, резистори, конденсатори тощо.
- Тестування функціональних можливостей: Виконання послідовності

дій, які перевіряють роботу плати відповідно до її призначення. Наприклад, тестування роботи мікроконтролера, виконання програмних алгоритмів, перевірка правильності обробки сигналів тощо.

Плюси функціонального контролю:

- Виявлення реальних проблем: Функціональний контроль дозволяє виявляти проблеми, які можуть виникнути під час роботи плати в реальних умовах. Це дозволяє виявити неполадки, які не можуть бути виявлені за допомогою інших типів контролю, таких як візуальний або електричний контроль.
- Висока точність: Функціональний контроль дозволяє провести детальну перевірку функціональних можливостей плати та правильності її роботи. Це допомагає виявити навіть малі відхилення в роботі плати та усунути їх перед випуском на ринок.

Мінуси функціонального контролю:

- Складність розробки тестових сценаріїв: Розробка тестових сценаріїв для функціонального контролю може бути складною та часоємною задачею. Вимагається глибоке розуміння функціональних можливостей плати та розробка відповідних тестових процедур.
- Високі вимоги до обладнання: Для проведення функціонального контролю може бути необхідне спеціальне обладнання або програмне забезпечення, що може бути дорогим та складним у використанні.

Враховуючи плюси та мінуси функціонального контролю, він є важливим етапом для перевірки функціональності та якості друкованих плат. Однак, вимоги до розробки тестових сценаріїв та доступності спеціального обладнання потребують уважного планування та оцінки економічної доцільності.

1.3.6 Обґрунтування вибору методу контролю

Вибір методів контролю залежить від вимог до якості, типу дефектів, які потрібно виявити, а також від виробничих обмежень та витрат. Комбінація різних методів контролю може бути використана для досягнення найкращих результатів і забезпечення якості друкованих плат.

В порівнянні з іншими методами контролю, візуально-оптичний контроль має декілька переваг, які варто враховувати при виборі цього методу.

По-перше, візуально-оптичний контроль забезпечує можливість виявлення широкого спектру дефектів, таких як візуальні аномалії, пошкодження компонентів, неправильне розташування або з'єднання, дефекти паяння та багато інших. Це дозволяє оперативно виявляти проблеми і забезпечувати високу якість контролю.

По-друге, візуально-оптичний контроль дозволяє отримувати об'єктивні результати, що зменшує вплив людського фактора. Використання комп'ютерного зору, алгоритмів обробки зображень та машинного навчання дозволяє автоматизувати процес контролю працюють з високою швидкістю і точністю, що ефективно використовується при інспекції друкованих плат навіть при великому обсязі виробництва.

Крім того, візуально-оптичний контроль має ще одну важливу перевагу - можливість автоматизації процесу. Завдяки використанню комп'ютерного зору, алгоритмів обробки зображень та машинного навчання, можна розробити програмне забезпечення, яке здатне автоматично аналізувати зображення друкованих плат і виявляти наявність дефектів. Це дозволяє значно зменшити залежність від людського фактора, підвищити швидкість та точність контролю, а також знизити витрати на ручну роботу.

1.4. Аналіз методів автоматизованого детектування об'єктів на зображеннях

Аналіз методів автоматизованого детектування об'єктів на зображеннях друкованих плат відіграє важливу роль у покращенні ефективності та точності контролю виробництва цих плат. У сучасних виробничих процесах, де швидкість і точність грають критичну роль, ручний огляд інспекторами може бути обмеженим і недостатньо ефективним. Тому використання автоматизованих методів стає важливим кроком у досягненні високої якості виробництва друкованих плат [10].

1.4.1. Pattern-matching

Методи автоматизованого детектування об'єктів на зображеннях включають в себе широкий спектр алгоритмів та технік, одні з найпоширеніших з яких є методи засновані на pattern-matching, або пошуку шаблонів.

Pattern-matching (Рис 1.11.) використовується для пошуку входжень певних шаблонів або образців у вхідному зображенні. Це може бути використано для розпізнавання об'єктів, їх позиції, орієнтації, форми та інших характеристик. Основна ідея полягає в тому, що шаблон або образець, який ми шукаємо, порівнюється з різними частинами зображення, і коли знаходиться відповідність або подібність, об'єкт вважається знайденим.

Один з найпростіших методів pattern-matching - це метод порівняння шаблону (template matching). В цьому методі шаблон або образець, що ми шукаємо, порівнюється з кожним пікселем або патчем вхідного зображення. Знаходження відповідності може бути засноване на порівнянні інтенсивності пікселів, кольору, текстурних ознак або інших характеристик. Цей метод може бути простим у реалізації, але може бути чутливим до змін у розмірі, масштабуванні, освітленні та інших змінах в зображенні.

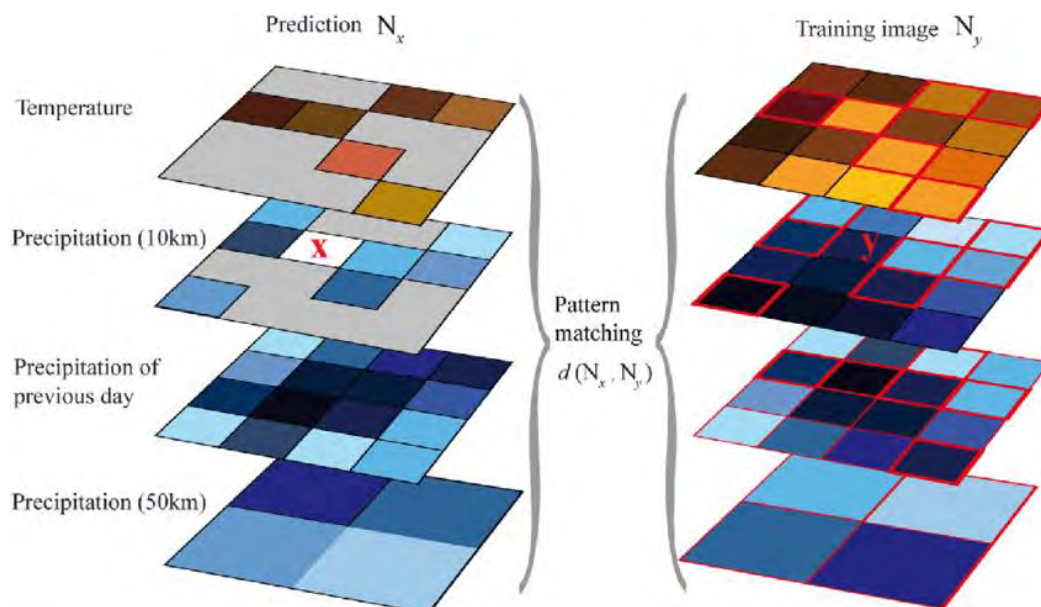


Рис 1.11. Загальна схема Pattern-matching

Іншими популярними методами pattern-matching є крос-кореляція (cross-correlation) і засновані на особливостях (feature-based) методи. Крос-кореляція використовується для вимірювання схожості між шаблоном і патчем зображення шляхом зсуву шаблону по всьому зображенню та порівняння суми піксельних розбіжностей. Методи, засновані на особливостях, виявляють і описують унікальні особливості або ключові точки в зображенні, такі як кути, краї та інші структурні елементи, і використовують ці особливості для виявлення об'єктів.

Плюсами методів pattern-matching є їх висока гнучкість та можливість адаптації до різноманітних завдань виявлення об'єктів. Вони можуть бути ефективними для виявлення об'єктів зі сталим або варіюючим розміром, формою та орієнтацією. Крім того, методи pattern-matching можуть бути швидкими і масштабованими, що робить їх придатними для використання в реальному часі та обробки великих обсягів даних.

Однак, є кілька мінусів, пов'язаних з методами pattern-matching. Перш за все, вони можуть бути чутливими до змін в освітленні, шуму, варіацій у вигляді та інших факторів, що можуть вплинути на точність виявлення. Крім того, обробка великих зображень або великої кількості шаблонів може бути

обчислювально витратною та вимагати великої потужності обчислювальних ресурсів.

Отже, використання методів `pattern-matching` для автоматизованого детектування об'єктів на зображеннях може бути ефективним і гнучким підходом. Враховуючи їх переваги та обмеження, важливо правильно підібрати та налаштувати методи для конкретної задачі виявлення об'єктів на зображеннях.

1.4.2. Ознаки Хаара

Ознаки Хаара є одним з популярних методів для виявлення об'єктів на зображеннях. Вони використовуються для опису локальних характеристик або особливостей зображення, таких як границі, краї, текстури тощо. Ознаки Хаара базуються на обчисленні різниць сум пікселів у різних областях зображення.

Ознаки Хаара (Рис 1.12.) базуються на різницях сум пікселів у визначених прямокутних областях зображення. Розрахунок ознак Хаара включає обчислення сум пікселів у кожній області та обчислення різниці між сумами пікселів двох областей.

Для прикладу, розглянемо простий випадок ознаки Хаара, що виявляє вертикальні краї. Ця ознака складається з двох прямокутних областей: одна область розташована по лівому боці, інша - по правому боці області, що аналізується. Для розрахунку ознаки Хаара потрібно обчислити суми пікселів у кожній з областей і обчислити їх різницю.

Далі, можна порівняти отриману різницю з заданим пороговим значенням. Якщо різниця перевищує порогове значення, то це може свідчити про наявність вертикального краю в розглянутих областях зображення.

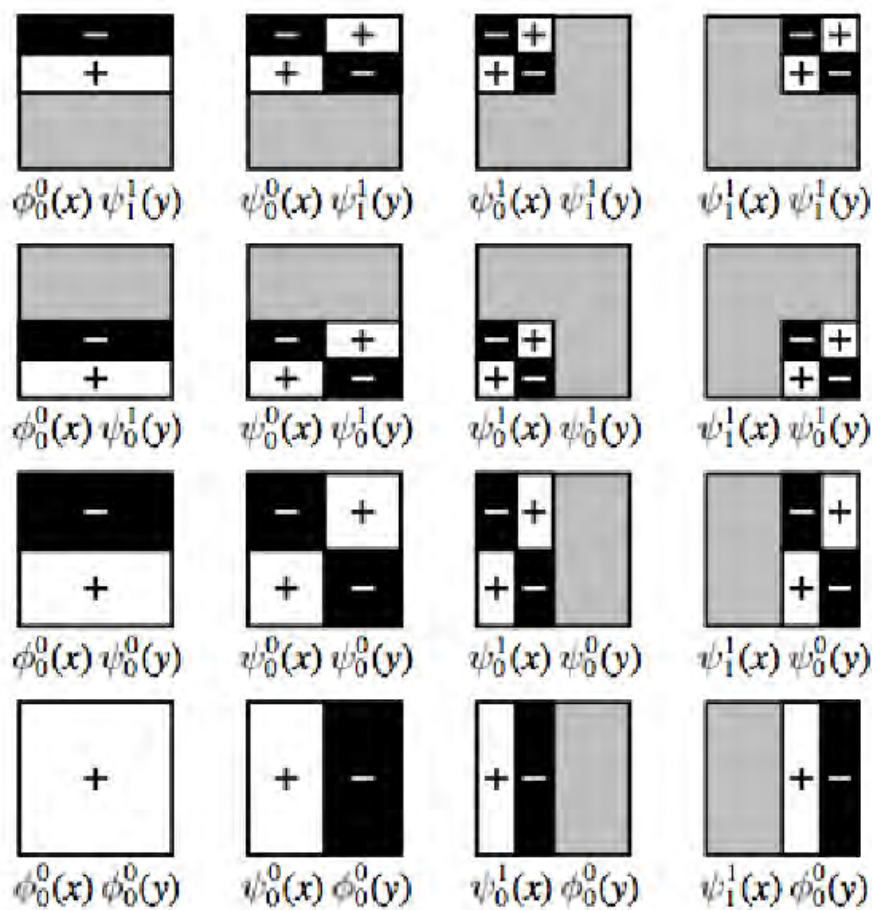


Рис 1.12. Загальна схема ознак Хаара

Ознаки Хаара мають кілька переваг. По-перше, вони є швидкими для обчислення, оскільки базуються на простих операціях додавання та віднімання сум пікселів. Це робить їх ефективними для використання в реальному часі або обробки великих обсягів даних. По-друге, ознаки Хаара можуть описувати різноманітні характеристики зображення, такі як краї, текстури, очі, носи, рот тощо. Це дозволяє виявляти різні типи об'єктів на зображенні.

Однак, ознаки Хаара також мають свої обмеження. По-перше, вони можуть бути чутливими до змін у розмірі та масштабу об'єктів на зображенні. Це означає, що для ефективного виявлення об'єктів різного розміру потрібно створювати та використовувати різні масштаби ознак Хаара. Крім того, ознаки Хаара можуть бути чутливими до змін в освітленні та шуму на зображенні, що може вплинути на їх точність виявлення.

Узагальнюючи, ознаки Хаара є ефективним методом для виявлення

об'єктів на зображеннях, зокрема для виявлення характеристик, таких як краї, текстури тощо. Вони є швидкими та можуть описувати різні типи об'єктів. Проте, їх ефективність може залежати від розміру та масштабу об'єктів, а також від умов освітлення та шуму на зображенні.

1.4.3. Семантична сегментація

Семантична сегментація є методом комп'ютерного зору, який використовується для виділення та класифікації окремих областей на

зображенні. Вона дозволяє присвоювати кожному пікселю у зображенні мітку, що відповідає певному класу об'єкта або регіону. У наслідку отримується детальна картографія об'єктів на зображенні, що може бути використана для різних завдань, включаючи виявлення дефектів [11].

Переваги семантичної сегментації:

- **Детальна інформація:** Семантична сегментація надає детальну інформацію про структуру та розташування об'єктів на зображенні. Це дозволяє виявляти навіть невеликі дефекти та виділяти їх точні межі, що сприяє ефективнішому контролю якості.
- **Розуміння контексту:** Семантична сегментація дозволяє моделі розуміти контекст зображення та взаємозв'язки між об'єктами. Вона враховує семантику та схожість об'єктів при присвоєнні міток, що поліпшує точність та надійність виявлення дефектів.
- **Універсальність:** Семантична сегментація може застосовуватися до різних типів зображень та завдань, включаючи виявлення дефектів на друкованих платах. Вона може розпізнавати різні типи дефектів та класифікувати їх, що дозволяє більш гнучко пристосовуватися до різних сценаріїв.

Недоліки семантичної сегментації:

- Висока обчислювальна складність: Семантична сегментація вимагає значних обчислювальних ресурсів та часу для обробки зображень високої роздільної здатності. Великий обсяг даних та складність моделей можуть призвести до значного збільшення вимог до обчислювальної потужності.
- Потреба у великій кількості позначених даних: Для навчання моделей семантичної сегментації необхідно мати значну кількість позначених зображень. Отримання достатньої кількості якісних позначених даних може бути витратним та часоємним процесом.
- Проблеми з деталізацією та розрізненістю: У випадках, коли дефекти мають дуже малу розмір або слабо відрізняються від фону, семантична сегментація може мати обмежену здатність до їх виявлення. Модель може виявити певні області як дефекти, хоча насправді вони можуть бути незначними артефактами.

Працюючи з семантичною сегментацією (Рис 1.13.), спочатку модель навчається на великому наборі зображень з позначеними мітками класів. Вона проходить через процес навчання, де здійснюється оптимізація ваг моделі для максимально точного призначення міток кожному пікселю на зображенні. Після навчання, модель може бути застосована до нових зображень для виявлення дефектів шляхом виділення та класифікації областей на зображенні з високою точністю.

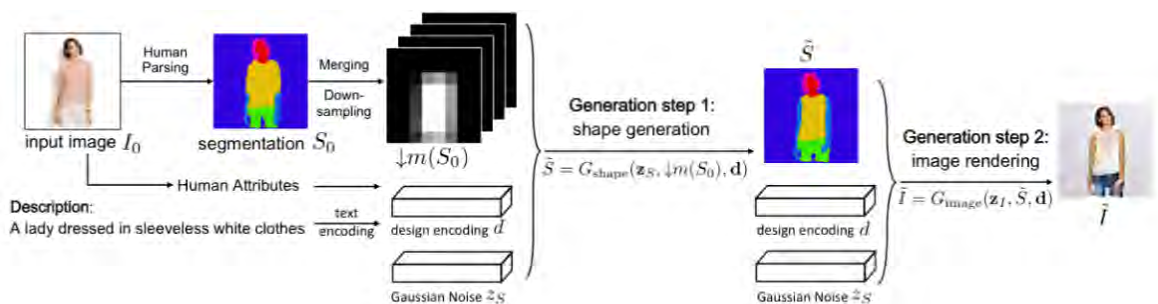


Рис 1.13. Загальна архітектура «Семантичної сегментації»

1.4.4. Глибинні нейронні мережі

Виявлення дефектів на основі глибокого навчання є одним з передових методів автоматизованого контролю якості друкованих плат. Глибоке навчання використовує нейронні мережі з багатьма шарами для автоматичного виявлення та класифікації дефектів на основі зображень.

Основний принцип глибокого навчання полягає в тому, що нейронна мережа (Рис 1.14.) навчається на великому наборі зображень друкованих плат, які вже мають позначення щодо наявності або відсутності дефектів. Після процесу навчання, модель може автоматично аналізувати нові зображення й визначати наявність дефектів з високою точністю [12].

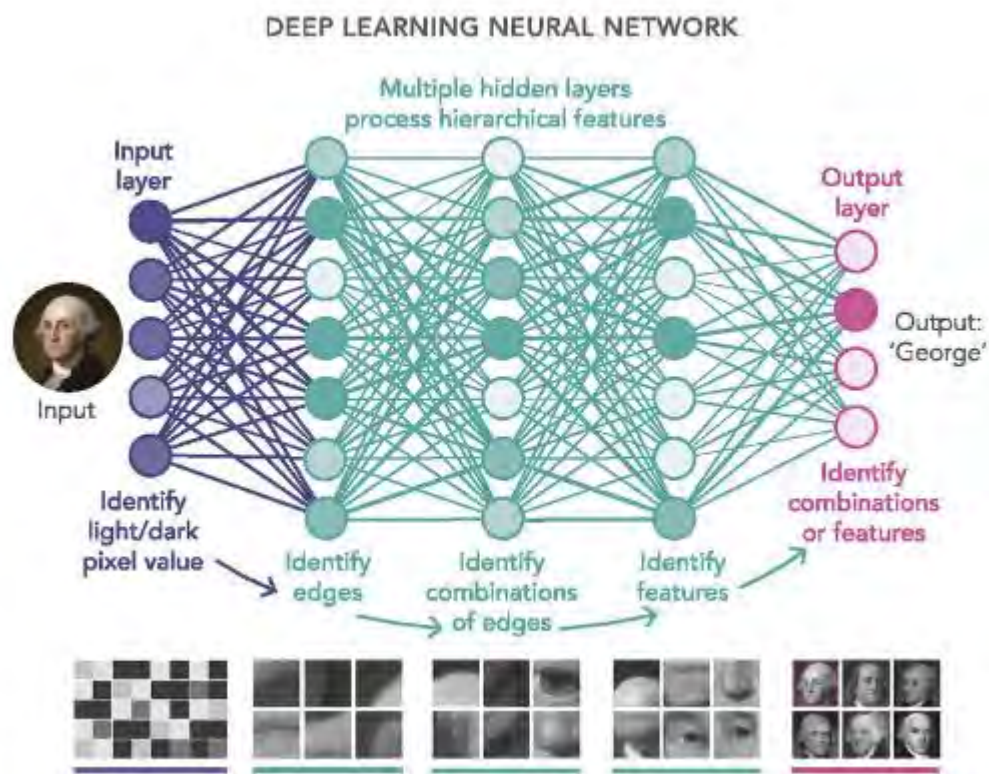


Рис 1.14. Загальна схема нейронних мереж

Глибокі нейронні мережі можуть бути використані для різних завдань виявлення дефектів на друкованих платах, таких як:

1. Виявлення візуальних аномалій: Модель може навчитися розпізнавати аномальні зображення, що можуть вказувати на наявність дефектів, таких як розмиття, подряпини, пошкодження мідних слідів тощо.
2. Класифікація дефектів: Нейронна мережа може розпізнавати різні типи дефектів та класифікувати їх за категоріями, наприклад, неправильне нанесення паяльної пасти, розриви провідників, коротке замикання тощо.
3. Сегментація дефектних областей: Модель може виділяти дефектні області на зображенні та визначати їх межі. Це дозволяє зосередитися на конкретних областях для подальшого аналізу та ремонту.
4. Відсіювання негативно позитивних результатів: Завдяки глибокому навчанню можна зменшити кількість негативно позитивних результатів, коли модель помилково визначає дефекти там, де їх немає, або неправильно класифікує зображення.

Виявлення дефектів на основі глибокого навчання включає підготовку даних, аугментацію даних, побудову глибокої нейронної мережі та навчання моделі на підготовленому наборі даних. Після цього модель може бути протестована на нових зображеннях для оцінки її ефективності та точності.

Нейронні мережі є кращим варіантом для виявлення дефектів на основі глибокого навчання порівняно з традиційними методами з кількох причин.

По-перше, нейронні мережі здатні вчитися та адаптуватися до складних залежностей у вхідних даних. Вони можуть виявляти й розпізнавати різноманітні форми, розміри та розташування дефектів на зображеннях друкованих плат. Це особливо важливо, оскільки дефекти можуть мати різні вигляди та ступінь впливу на функціональність плати.

По-друге, нейронні мережі можуть автоматично вивчати корисні ознаки з даних під час навчання. Замість ручного визначення ознак та правил, як це роблять традиційні методи, нейронні мережі використовують глибокі шари для автоматичного виділення ієрархічних ознак. Це дозволяє їм адаптуватися до різних типів дефектів та змін у вхідних даних без необхідності вручну вносити

зміни в алгоритм.

По-третє, нейронні мережі можуть бути навчені на великому обсязі даних, що дозволяє їм виявляти дефекти з високою точністю. Це особливо важливо в галузі контролю якості, де точність виявлення дефектів має вирішальне значення. Крім того, нейронні мережі можуть узагальнювати свої знання на нові дані, навіть якщо вони мають відмінності від тих, на яких вони були навчені.

Нарешті, використання нейронних мереж для виявлення дефектів дозволяє автоматизувати процес контролю якості та знизити ризик людських помилок. Традиційні методи вимагають великої кількості ручної роботи та експертного знання для визначення дефектів, що може призвести до відхилень та невідповідностей. Застосування нейронних мереж дозволяє знизити вплив людського фактору та забезпечити більш об'єктивні та послідовні результати в процесі виявлення дефектів [13].

Отже, нейронні мережі є потужним інструментом для виявлення дефектів на друкованих платах, оскільки вони можуть вивчати складні залежності, автоматично визначати ознаки, працювати з великими обсягами даних та автоматизувати процес контролю якості. Використання нейронних мереж дозволяє досягти високої точності та надійності виявлення дефектів, сприяє прискоренню процесу та зниженню витрат у виробництві.

1.5 Огляд існуючих робіт

Робота [14] була опублікована в 2016 році. У цій роботі детально розглядаються проблеми контролю якості друкованих плат та пропонуються методи автоматизованого оптичного контролю для виявлення дефектів.

Робота розпочинається з огляду наявних методів контролю дефектів на друкованих платах та їхніх обмежень. Вона показує, що традиційні методи, такі як візуальний огляд, мають обмежену ефективність та можуть бути витратними та часоємними. Тому автори пропонують використовувати автоматизовані

системи оптичного контролю для покращення якості і швидкості процесу контролю дефектів.

Кожне зображення представлено у двох форматах: здефект і без дефекту, розміром о 640 x 640 пікселів, кожне зображення містить від 3 до 12 дефектів. Із загального набору зображень 1000 було відкладено на навчання, 500 було відведено на тест дані. З метою підвищення точності та швидкості о нейронна мережа, а також позбутися від проблеми, які можуть виникнути через нерівномірне освітлення об'єкта, що перевіряється, було вирішено створити програма бінаризації зображень, тобто перетворення її в формат, для якого є лише два кольори - чорно-білий.

В роботі [15] розглядається використання автоматизованого візуального контролю для забезпечення якості друкованих плат. Ця робота пропонує методику і систему, яка поєднує комп'ютерний зір, обробку зображень та машинне навчання для виявлення дефектів та оцінки якості плат.

Детальніше, у роботі використовуються алгоритми обробки зображень для попередньої обробки та підготовки зображень друкованих плат перед процесом виявлення дефектів. Зображення плат здобуваються за допомогою високоякісних камер, які розміщені на автоматизованій системі інспекції.

В даній роботі використовується YOLOv4-tiny algorithm - алгоритм виявлення об'єктів, заснований на моделі YOLOv4. Запропоновано крихітний YOLOv4 як спосіб підвищення ефективності мережі шляхом спрощення структура мережі та зменшення параметрів. Він використовується для об'єкта виявлення, і воно добре працює в режимі реального часу. YOLOv4-tiny - це компактна версія YOLOv4, яка є призначений для використання на машинах з обмеженою обчислювальною потужністю.

Це дозволяє нам розгорнути додатки на мобільних та вбудованих пристрої через зменшені параметри. Ваги моделі приблизно розміром 16 Мб, що дозволяє йому тренуватися 350 зображення за годину на графічному процесорі Tesla P100. На Tesla P100, швидкість виводу YOLOv4-tiny становить 3 мс, що робить його одним найшвидших доступних моделей виявлення об'єктів.

У таблиці нижче показаний кінцевий результат навчання, який включає точність, середню середню точність (mAP) та помилкову Позитивна швидкість для різних методів. Крім точності та середня середня точність була також розрахована що позначає показники поганої якості, виявлені як хороші якості тому що це важлива метрика оцінки в нашому випадку. Продуктивність моделі на наборі даних тестування, для якого справжні значення відомі, описуються матрицею плутанини.

Для тестування орієнтації та калібрування було використано 31 зображення тип зображення, 35 зображень було використано для перевірки, чи є провідні зв'язки недоторкані та паралельні один одному.

Робота [16] була опублікована в 2020 році. У цій роботі пропонується методика та система для автоматизованого візуального контролю друкованих плат на основі обробки зображень та технік машинного навчання.

У даній роботі використовуються високоякісні камери для отримання зображень друкованих плат. Ці зображення подаються на вхід системи автоматичного контролю, яка базується на алгоритмах обробки зображень та машинного навчання.

Pattern-matching є важливим математичним методом обробки цифрових зображень; процедура базується на цифровому зображенні зображення (Moganti, Ercal, and Dagli 1996, 287). Використовується кілька методів зіставлення шаблонів, таких як нормалізована взаємна кореляція, пірамідальне зіставлення, інваріантне зіставлення масштабу та обертання та розуміння зображення.

У цьому дослідженні описуються два елементи: розробка експериментального випробувального стенду для виявлення дефектів друкованої плати та написання алгоритму з використанням функцій панелі інструментів обробки зображень у LabVIEW. Результати цього дослідження можна описати наступним чином:

По-перше, система виявила дефекти друкованої плати незалежно від положення зразка друкованої плати під будь-яким кутом.

По-друге, шаблон посилання в алгоритмі може бути легко оновлено без написання додаткового коду. У зв'язку з цим еталонний шаблон можна адаптувати до системи, а тестовий стенд можна застосувати до різних друкованих плат. Але треба зазначити, що в даній роботі використали малу навчальну виборку в 5 екземплярів, тому ефективність роботи в 100 %, як автори роботи зазначають – не відповідає дійсності.

Робота [17] є дослідженням, яке досліджує застосування методів машинного навчання для виявлення дефектів на друкованих платах. Робота складається з детального аналізу різних методів машинного навчання та їх використання для виявлення різних типів дефектів.

У роботі проводиться огляд існуючих методів контролю дефектів на друкованих платах і виявляються їх обмеження. Далі пропонується підхід з використанням методів машинного навчання, зокрема навчання з учителем, для виявлення дефектів. Розглядаються різні алгоритми, такі як нейронні мережі, дерева рішень, метод опорних векторів та інші.

Автори досліджують використання візуальних ознак, які можуть вказувати на наявність дефектів на друкованій платі, такі як нерівності, подряпини, тріщини тощо.

Вони також розглядають використання додаткових фізичних ознак, наприклад, термовізійних зображень, які можуть доповнити візуальну інформацію.

Дослідники проводять експерименти з використанням реальних зображень друкованих плат та розробляють моделі машинного навчання для виявлення дефектів. Результати експериментів аналізуються та порівнюються з іншими методами контролю дефектів.

Окрім того, робота розглядає важливі питання, пов'язані з обробкою зображень, підготовкою даних та вибором оптимальних параметрів моделей машинного навчання.

Загальним висновком роботи є те, що застосування методів машинного навчання для виявлення дефектів на друкованих платах є ефективним і

обіцяючим підходом. Результати експериментів показали, що такі моделі машинного навчання можуть досягати високої точності виявлення дефектів і знижувати кількість ложнопозитивних та ложнонегативних результатів.

Переваги використання методів машинного навчання для контролю дефектів друкованих плат полягають у їхній здатності працювати з великими обсягами даних, автоматизувати процес контролю та зменшити залежність від візуальної оцінки операторів. Крім того, з використанням машинного навчання можна покращити швидкість та ефективність контролю дефектів.

Незважаючи на переваги, дослідники відзначають деякі виклики та обмеження методів машинного навчання для контролю дефектів друкованих плат. Наприклад, необхідність наявності великого обсягу позитивних та негативних прикладів дефектів для навчання моделей, а також важкість управління різноманітністю та змінністю дефектів.

В цілому, автоматизований візуально-оптичний контроль з використанням методів машинного навчання є потужним інструментом для виявлення дефектів на друкованих платах. Його поєднання з комп'ютерним зором, алгоритмами обробки зображень та машинним навчанням дозволяє досягти високої точності та ефективності контролю. Враховуючи швидкий прогрес у сфері машинного навчання, можна очікувати подальшого розвитку цього підходу для контролю дефектів друкованих плат.

1.6. Постановка завдання

Мета описати основні завдання приладу, що має систему для виявлення дефектів на друкованих платах. Прилад пропонує широкий набір функцій та характеристик, які дозволяють ефективно виявляти різноманітні дефекти, забезпечуючи якість та надійність виготовлення плат.

Основні функції приладу включають:

1. Висока роздільна здатність: Прилад має високу роздільну здатність, що дозволяє точно визначати розміри та положення дефектів на друкованих платах. Це важливо для забезпечення точності та надійності виявлення.
2. Автоматизована система виявлення: прилад працює на основі спеціалізованого програмного забезпечення, яке забезпечує автоматичний процес виявлення дефектів. Це значно спрощує та прискорює процес аналізу плат.
3. Багатофункціональність: Прилад підтримує виявлення різних типів дефектів на друкованих платах, таких як коротке замикання, розриви, "укус миші", шпори, зайва мідь та відсутність отвору. Це дозволяє виявити широкий спектр проблем, що можуть виникнути під час виробництва плат.
4. Швидкодія: прилад має високу швидкодію виявлення дефектів. Це дозволяє зберегти час та зусилля при аналізі великої кількості друкованих плат.
5. Надійність та точність: Прилад забезпечує надійність та точність виявлення дефектів, що дозволяє впевнено встановлювати якість плат та уникати дефектних екземплярів.

Вимоги до технічних характеристик пристрою: камера - кольорова CMOS-камера. Лампа - 1 коло RGB LED-лампи зі спеціальною коаксіальною оптикою . Швидкість обробки зображення менше 10 мс. Механічна система- Розмір плати: 25x25 мм ~ 330x480 мм Товщина плати: 0,5 мм - 2,5 мм. Допустиме відхилення плати: менше 5 мм. Дозволена відстань від компонентів: верхня сторона <40 мм, нижня сторона <95 мм. Точність позиціонування: менше 10 мкм.

1.7 Висновки до розділу

У даному розділі було проведено огляд теми контролю друкованих плат і досліджено існуючі роботи, пов'язані з розробкою та застосуванням приладів для контролю друкованих плат. Було розглянуті різні методи контролю, включаючи візуальний огляд, автоматизований візуально-оптичний контроль, рентгенівський контроль, інфрачервоний контроль, електричний контроль,

функціональний контроль, акустичний контроль та електромагнітний контроль.

З розвитком технологій стає очевидним зростання популярності візуально-оптичного методу контролю друкованих плат. Візуально-оптичний контроль має численні переваги, такі як здатність виявляти різноманітні дефекти, швидкість та точність, що робить його ефективним інструментом для виробників друкованих плат.

Однак, важливо зазначити, що автоматизація візуально-оптичного контролю друкованих плат залишається актуальним напрямом досліджень.

Подальший розвиток нових алгоритмів обробки зображень, використання штучного інтелекту та покращення апаратного забезпечення можуть в суттєвий спосіб покращити швидкість, точність та надійність процесу контролю друкованих плат.

Усі ці фактори підкреслюють важливість і перспективи розвитку приладів для контролю друкованих плат. Вони є необхідним інструментом для забезпечення високої якості продукції та підвищення ефективності виробництва.

На підставі проведеного аналізу можна зробити висновок, що подальші дослідження та розробки в галузі контролю друкованих плат, зокрема застосування візуально-оптичного методу та автоматизації, мають великий потенціал у поліпшенні процесів виробництва й забезпеченні високої якості продукції.

РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА ПРОГРАМНО ТЕХНІЧНИХ АЛГОРИТМІВ

2.1 Розробка структурної схеми приладу

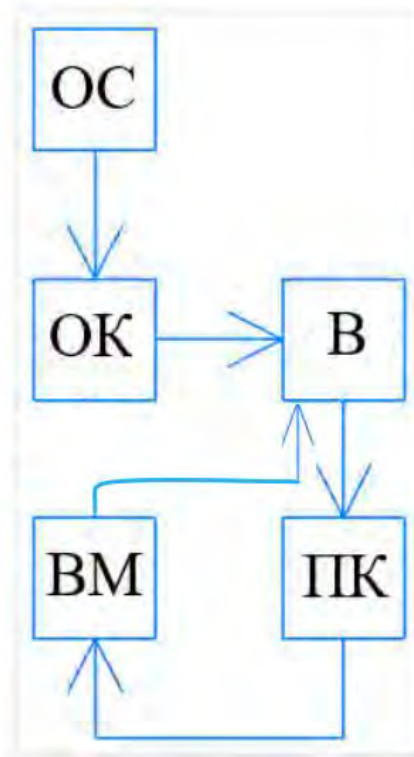


Рисунок.2.1. Структурна схема вимірювального каналу
ОС – освітлення, ОК – об’єкт контролю, В – відеокамера,
ВМ – виконавчі механізми, ПК – персональний комп’ютер

Після включення виконавчого механізму об’єкт вже статично має початкову позицію для початку проведення контролю. За допомогою блоку освітлення та відеокамери отримується зображення ОК, яке передається на персональний комп’ютер для подальшого опрацювання. Після передачі зображення ділянки об’єкту контролю на ПК, де за допомогою алгоритмів автоматизованої сегментації зображень отримуються контури виявлених дефектів, об’єкт контролю статично знімає ділянку на якій знаходиться друкована плата. Цей процес повторюється до тих пір, поки всю поверхню об’єкту контролю не буде проскановано.

2.2. Підбір та опис відеокамер

Промислові камери можна класифікувати залежно від режиму виведення на дві категорії: аналогові камери та цифрові камери. Аналогові камери виводять

стандартний аналоговий відеосигнал, тому для їх обробки комп'ютером потрібна спеціальна карта отримання зображення, яка перетворює аналоговий сигнал на цифрову інформацію. Аналогові камери часто використовуються в телевізійних камерах і системах відеоспостереження. Вони є універсальними і доступними за вартістю, але мають нижчу роздільну здатність, повільну швидкість передачі зображення і чутливість до шуму, що може погіршити якість зображення. Тому їх використовують переважно в системах машинного зору з низькими вимогами до якості зображення.

З іншого боку, цифрові камери вбудовані з аналого-цифровим перетворювачем, який безпосередньо перетворює аналоговий сигнал зображення на цифрову інформацію. Це уникає проблем передачі зображення по лінії і забезпечує високу якість зображення. Цифрові камери мають вищу роздільну здатність, частоту кадрів, менший розмір і менші вимоги до енергоспоживання порівняно з аналоговими камерами. Тому вони більш підходять для використання на швидкісних виробничих лініях і в складних середовищах реальних металургійних заводів.

Щодо класифікації промислових камер за типом мікросхеми, їх можна поділити на камери із зарядним зв'язком (ПЗС) і камери на комплементарних метал-оксид-полупровідникових структурах (CMOS). Різниця між цими типами полягає в способі перетворення світла в електричні сигнали. Сенсори ПЗС перетворюють світло, яке падає на елемент зображення, у електричний заряд, який потім передається та перетворюється на струм і вихідний сигнал. У сенсорах CMOS кожен елемент зображення виконує своє власне перетворення.

Промислові камери можна класифікувати залежно від режиму виведення на дві категорії: аналогові камери та цифрові камери. Аналогові камери вимагають спеціальної карти отримання зображення для перетворення аналогового відеосигналу на цифрову інформацію. Вони мають низьку роздільну здатність, повільну швидкість передачі та чутливість до шумових перешкод. Однак вони є універсальними та доступними за вартістю. Цифрові камери мають вбудований аналого-цифровий перетворювач, що дозволяє

безпосередньо перетворювати аналоговий сигнал у цифровий без проблем передачі та погіршення якості зображення. Вони мають вищу роздільну здатність, швидкість кадрів, менший розмір та менші вимоги до енергоспоживання.

Також промислові камери можна класифікувати за типом мікросхеми на камери із зарядним зв'язком (ПЗС) та камери на комплементарних метал-оксид-напівпровідникових структурах (CMOS). Сенсори ПЗС перетворюють світло на електричний заряд, який потім перетворюється на струм та вихідний сигнал. Сенсори CMOS мають власні мікросхеми, які безпосередньо перетворюють світло на цифрові дані.

Датчики CCD та CMOS мають свої переваги та недоліки, і обидва типи камер застосовуються в різних сферах. Зазначені в тексті вимірювання яскравості можуть бути деякою інформацією, однак не всі сучасні CMOS-камери мають обмеження у такому діапазоні.

Сучасні CMOS-камери мають значний прогрес у якості зображення та мають вигоди, такі як проста структура, швидкість, енергоефективність та низька вартість. Розвиток технологій дозволяє покращувати якість зображення, зменшувати розмір блоку чутливості та розв'язувати інші проблеми шляхом впровадження активних зображувальних блоків, що забезпечують покращену чутливість та здатність протистояти шуму[18].

З урахуванням особливостей виробничого середовища на металургійних заводах, де виникають вібрації, висока температура, швидкість, пар та масло, цифрові камери типу CMOS рекомендуються як найбільш підходящі для систем виявлення дефектів. Вони не потребують складної обробки та мають високу швидкість обробки, що особливо важливо для високошвидкісних виробничих ліній.

2.2.1. Вибір CMOS-камери

У підсумку, вибір між CCD та CMOS залежить від конкретних вимог та

умов застосування. Сучасні CMOS-камери забезпечують якісне зображення та є ефективними інструментами для захоплення зображень у виробничих середовищах.

Хорошим варіантом є Dahua IPC-HDW2431T-AS-S2 (Рис 2.2.):



Рис 2.2. Камера Dahua IPC-HDW2431T-AS-S2

Головні характеристики:

- Роздільна здатність: 2688x1520.
- Поле зору: 102°.
- Фокусна відстань: 2.8 мм.

Ця камера має достатню роздільну здатність для того, щоб розрізняти дрібні дефекти та достатньо широке поле зору для покриття великої ділянки об'єкту контролю.

2.2.2. Розрахунок роздільної здатності

Розрахунок просторової роздільної здатності для детектування дефектів на друкованих платах з використанням камери Dahua IPC-HDW2431T-AS-S2 .

Вхідні параметри:

Довжина хвилі камери (λ): 850 нм

Відстань до друкованої плати (D): 300 мм

Розмір пікселя на матриці камери (d): 5 мікрометрів

Обчислення кута огляду камери:

$$\theta = 2 \cdot \operatorname{atan}\left(\frac{d}{a}\right) \quad (2.1)$$

$$\theta = 2 \cdot \operatorname{atan}\left(\frac{\frac{5 \cdot 10^{-6}}{2}}{0.9}\right) = 1.66667 \cdot 10^{-5} \text{ (рад)} \quad (2.2)$$

Обчислення роздільної здатності:

$$S = \frac{\lambda}{(2 \cdot \tan\left(\frac{\theta}{2}\right))} \quad (2.3)$$

$$S = \frac{850 \cdot 10^{-9}}{(2 \cdot \tan\left(\frac{5.55556 \cdot 10^{-6}}{2}\right))} \approx 5.09 \text{ (мкм)} \quad (2.4)$$

Отже, розрахована просторова роздільна здатність камери Dahua IPC-HDW2431T-AS-S2 для детектування дефектів на друкованих платах становить 5.09 (мкм). Мінімальний розмір дефекту $0.28 \cdot 0.28$ (мм).

2.3. Вибір джерела підсвічування

У зв'язку зі специфікою зйомки на високій швидкості, короткий час експозиції камери вимагає належного освітлення, щоб забезпечити достатнє світло. У системах машинного зору використовуються різні джерела світла, такі як флуоресцентні лампи, лампи розжарювання, ксенонові лампи та світлодіоди (LED). Серед них світлодіодне освітлення є широко використовуваним у сфері розпізнавання дефектів друкованих плат [19, 20, 21].

Його популярність пояснюється довгим циклом життя, зазвичай до 100 000 годин, низьким нагріванням, енергоефективністю, стабільною яскравістю та різноманіттям кольорів, що дозволяє створювати різні форми, розміри та кути

опромінення для задоволення потреб освітлення. Світлодіодне освітлення також має швидку реакцію, досягаючи максимальної яскравості за 10 мікросекунд або менше, зовнішнє джерело живлення та можливість керування через комп'ютер, а також відрізняється швидким стартом, низькими експлуатаційними витратами та тривалим терміном служби, що робить його вигідним з точки зору вартості та продуктивності.

Найкращим варіантом буде світлодіодна стрічка МТК-300W5630-12(рис.2.3).



Рисунок 2.3. Світлодіодна стрічка МТК-300W5630-12

Світлодіодна стрічка МТК-300W5630-12 має такі характеристики:

- Робоча напруга: 12 В
- Робочий струм: до 1 А/метр
- Світловий потік: 1440 Лм/метр
- Кут освітлення: 120°
- Кількість світлодіодів: 60 шт/метр

Світлодіодна стрічка МТК-300W5630-12 - це потужне джерело освітлення, яке працює при напрузі 12В. Її довжина складає 1 метр, і вона оснащена світлодіодами типу SMD 5630. Кожен метр стрічки містить 60 світлодіодів, що

забезпечує яскраве і рівномірне світло.

Ця стрічка має стандартний рівень захисту IP20, що означає, що вона захищена від пилу і механічних пошкоджень, але не є водонепроникною. Тому, для використання у вологих або зовнішніх умовах, необхідно додатково захистити її від вологи.

Однією з особливостей цієї стрічки є її висока яскравість. Завдяки світлодіодам SMD 5630, вона забезпечує потужний світловий потік, що робить її ідеальним варіантом для освітлення приміщень, виставкових стендів, вітрин, а також для декоративного освітлення.

2.4 Розробка конструкції приладу

Даний підрозділ націлений на розгляд та детальний опис процесу розробки фізичної структури пристрою, який виконує важливу функцію сканування друкованих плат для виявлення дефектів. Завдяки ретельно спроектованій конструкції, цей прилад забезпечує точність, надійність та ефективність у виконанні своїх завдань.

Передусім, основою конструкції є квадратна коробка, яка служить корпусом пристрою (Рис 2.4.). Цей корпус ретельно розроблений з урахуванням вимог ергономіки, безпеки та функціональності. Зверху корпусу розміщена камера, яка виконує основну роль у зборі зображень друкованих плат. Камера обладнана високоякісною оптикою та сучасними сенсорами, що дозволяють отримувати високоякісні та деталізовані зображення.

Усередині корпусу розміщуються світлодіодні (LED) стрічки, які відіграють ключову роль у підсвічуванні друкованих плат. Ці LED стрічки забезпечують рівномірне та достатньо яскраве освітлення, що максимізує якість зображень, отриманих камерою. Контрольована підсвітка також допомагає виявляти потенційні дефекти та аномалії на друкованій платі.

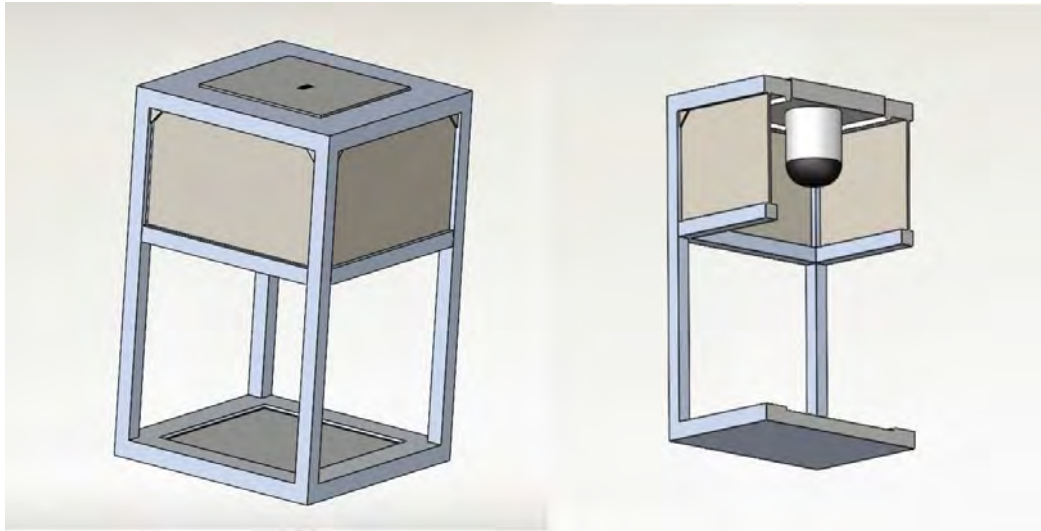


Рисунок 2.4. Макет приладу для сканування друкованих плат

Усередині корпусу розміщуються світлодіодні (LED) стрічки, які відіграють ключову роль у підсвічуванні друкованих плат. Ці LED стрічки забезпечують рівномірне та достатньо яскраве освітлення, що максимізує якість зображень, отриманих камерою. Контрольована підсвітка також допомагає виявляти потенційні дефекти та аномалії на друкованій платі.

В нижній частині корпусу розміщується друкована плата, на яку звертається основна увага приладу. Друкована плата, що підлягає скануванню, покладена на спеціальний механізм, який забезпечує її рухання під час сканування. Цей механізм пристрою точно і з високою швидкістю переміщає друковану плату, що дозволяє проводити детальне сканування на предмет виявлення дефектів.

Розробка конструкції приладу включає в себе ретельне вивчення фізичних принципів, вибір оптимальних матеріалів, проектування електромеханічної системи переміщення та встановлення відповідних сенсорів та електронних компонентів. Кожен елемент конструкції має свою функціональну значимість та взаємозв'язок з іншими складовими, що забезпечує високу якість та ефективність сканування друкованих плат для виявлення дефектів.

2.5 Вибір архітектури нейронної мережі

2.5.1. SSD

Архітектура класичних SSD (Single Shot MultiBox Detector) глибоких нейронних мереж заснована на ідеї ефективного об'єктного виявлення в реальному часі. Ці мережі відомі своєю здатністю одночасно прогнозувати розмір та клас різних об'єктів на зображенні [19].

Архітектура SSD (Рис 2.5.) складається з двох основних компонентів: базової мережі та додаткових конволюційних шарів.

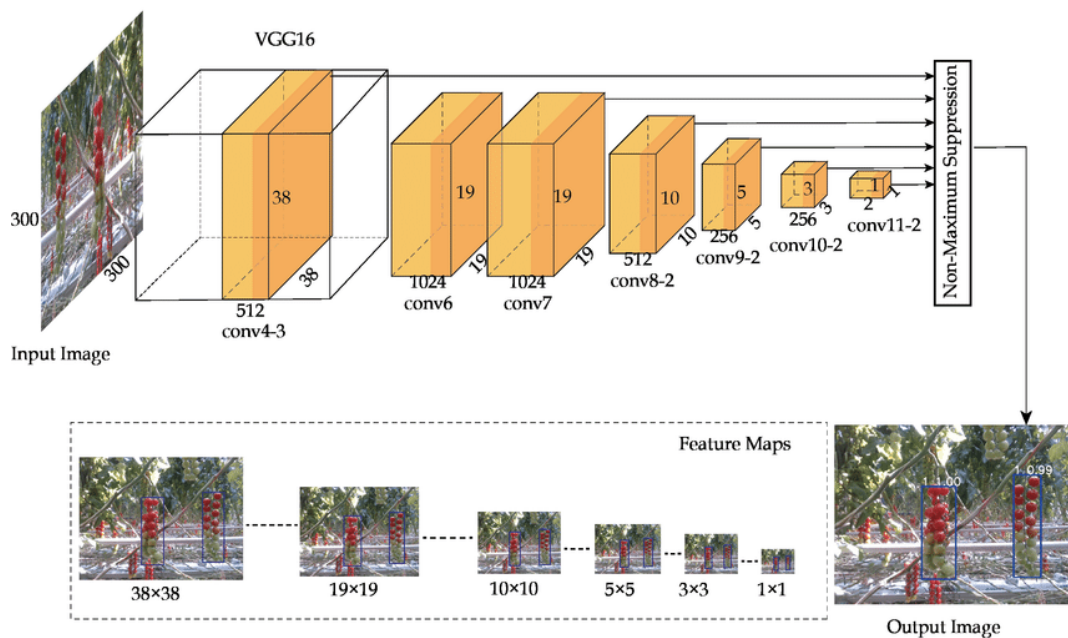


Рис 2.5. Базова архітектура SSD

Базова мережа, яка зазвичай є попередньо навченою глибокою нейронною мережею, такою як VGG, ResNet або MobileNet, відповідає за виконання екстракції ознак з вхідного зображення. Вона проходить через

послідовні шари, що допомагають зменшити розмір зображення, та знаходить важливі ознаки для виявлення об'єктів різних масштабів.

Додаткові конволюційні шари використовуються для додаткового виявлення об'єктів різних розмірів. Вони розташовані поверх базової мережі і

доповнюють її функціональність, дозволяючи знаходити більш дрібні об'єкти або об'єкти інших масштабів, які можуть бути пропущені в основній мережі.

Остаточним шаром архітектури є згортковий шар з фільтрами розміру 3x3, який використовується для прогнозування координат об'єктів та їх класів. В результаті, SSD мережа може виявляти об'єкти різних розмірів та типів на зображенні з високою швидкістю та достовірністю.

Загалом, архітектура SSD забезпечує ефективне виявлення об'єктів шляхом поєднання базової мережі для екстракції ознак та додаткових конволюційних шарів для прогнозування об'єктів різних розмірів. Ця архітектура знайшла широке застосування в області комп'ютерного зору та розпізнавання об'єктів.

2.5.2. Faster R-CNN

Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) - це передова архітектура глибокого навчання, яка принесла переворот в області виявлення об'єктів. Вона була розроблена як поліпшення оригінального алгоритму R-CNN з метою подолати обмеження швидкості та точності.

Архітектура Faster R-CNN (Рис 2.6.) включає три основні компоненти: регіонний пропозиційний механізм (Region Proposal Network, RPN), екстрактор ознак (Feature Extractor) та класифікатор об'єктів (Object Classifier).

Регіонний пропозиційний механізм відповідає за створення пропозицій регіонів, в яких можуть знаходитися об'єкти. Він працює шляхом використання згорткових мереж для аналізу зображення та вибору потенційних пропозицій областей, де можуть перебувати об'єкти. RPN генерує пропозиції регіонів, які потім подаються до наступного компонента - екстрактора ознак[20].

Екстрактор ознак відповідає за виділення корисних ознак з кожного пропозиційного регіону. Він використовує глибоку згорткову мережу, таку як ResNet або VGG, щоб отримати репрезентативні ознаки з різних областей зображення. Ці ознаки використовуються для подальшого класифікації та

локалізації об'єктів.

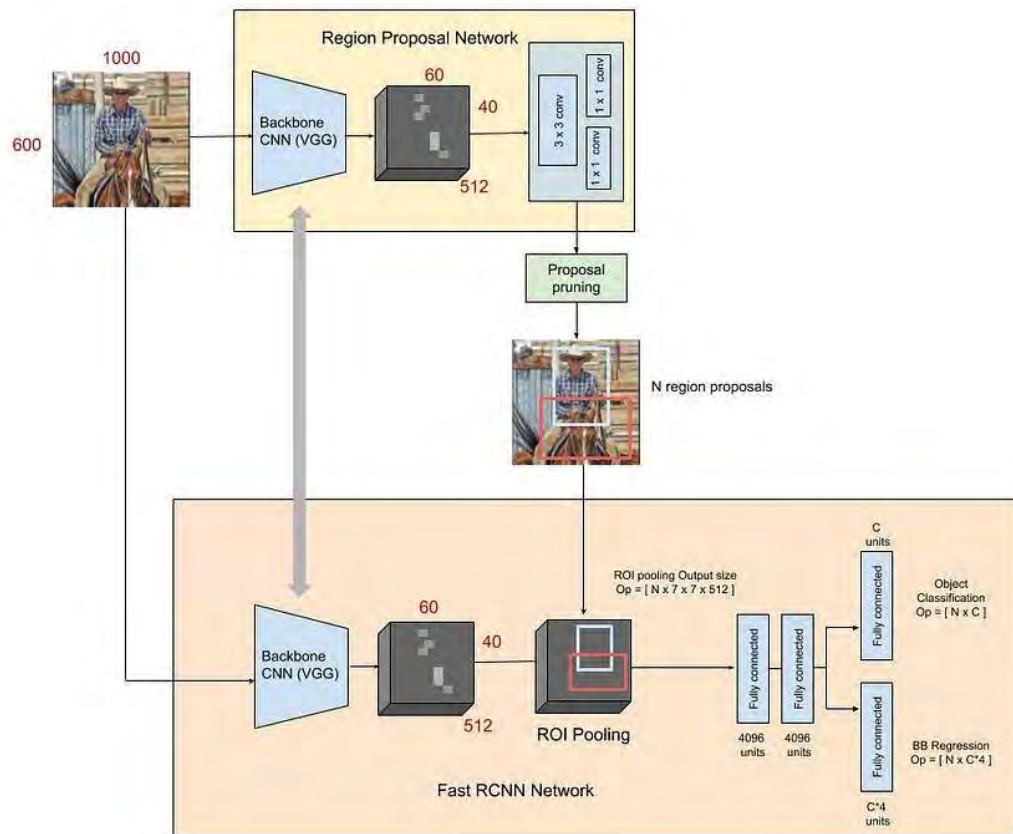


Рис 2.6. Загальна архітектура Faster R-CNN

Класифікатор об'єктів приймає виділені ознаки та здійснює класифікацію об'єктів в кожному пропозиційному регіоні. Він використовує внутрішню архітектуру, наприклад, повнозв'язану мережу або SVM (Метод опорних векторів), для визначення класу, до якого належить об'єкт, а також для визначення його точного положення.

Особливістю Faster R-CNN є те, що вона працює на основі зворотного розповсюдження (backpropagation) та навчається на великому наборі зображень з анотаціями об'єктів. Шляхом тренування на цих даних, мережа навчається виявляти та класифікувати об'єкти в реальному часі.

Faster R-CNN відома своєю високою точністю виявлення об'єктів та високою швидкістю роботи порівняно з іншими алгоритмами виявлення об'єктів. Вона широко використовується в таких областях, як автономні автомобілі, системи безпеки, розпізнавання облич та багато інших застосувань,

де точно та ефективно виявлення об'єктів є критичним.

2.5.3. EfficientDet

EfficientDet - це новаторська архітектура глибокого навчання, яка відома своєю ефективністю та високою точністю виявлення об'єктів. Ця архітектура є розширенням алгоритму EfficientNet, який спеціалізується на оптимізації розміру та обчислювальних ресурсів згорткових мереж.

Основною ідеєю EfficientDet є поєднання ефективності та точності в одну архітектуру. Вона використовує компроміс між розміром моделі та її точністю, що дозволяє досягти високої продуктивності та якості виявлення об'єктів.

Архітектура EfficientDet (Рис 2.7.) складається з трьох основних компонентів: базового екстрактора ознак, мережі виявлення об'єктів та мережі класифікації об'єктів.

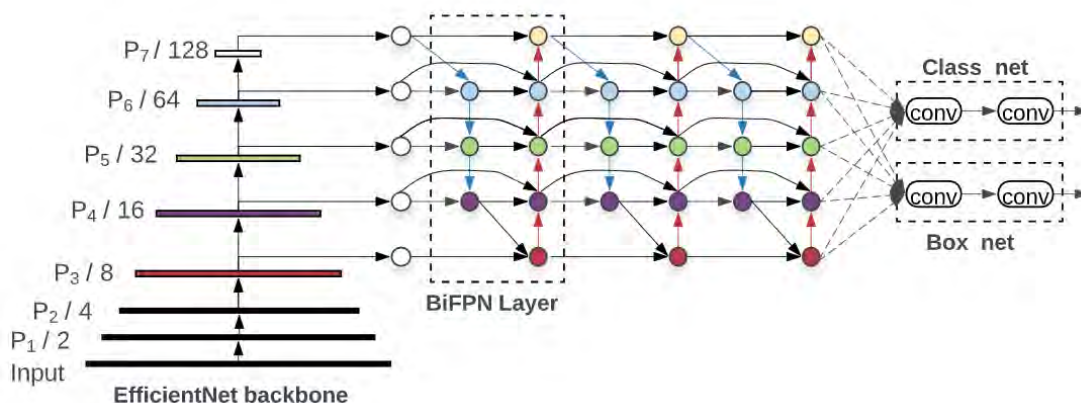


Рис 2.7. Архітектура EfficientDet

Базовий екстрактор ознак використовується для виділення корисних ознак з вхідного зображення. У EfficientDet використовуються згорткові шари, які пропускають зображення через фільтри для виявлення різних важливих ознак[21].

Мережа виявлення об'єктів відповідає за пошук та локалізацію об'єктів на зображенні. Вона використовує пропозиційні регіони та методи регресії для точного визначення положення та розміру об'єктів. Ця мережа підтримує різні масштаби об'єктів, що дозволяє виявляти як великі, так і малі об'єкти на

зображенні.

Мережа класифікації об'єктів відповідає за призначення класу кожному виявленому об'єкту. Вона використовує класифікатор, який може розрізнити різні категорії об'єктів.

Особливістю EfficientDet є його архітектурний збалансований підхід, який досягає високої продуктивності та точності виявлення об'єктів при мінімальному споживанні ресурсів. Ця архітектура широко використовується в таких областях, як комп'ютерне зорове сприйняття, автономні автомобілі, системи відеоспостереження та багато інших сферах, де виявлення об'єктів є важливою задачею.

Також варто відмітити, що ефективність EfficientDet може залежати від якості та розміру навчального набору даних. Для досягнення найкращих результатів виявлення об'єктів, необхідно мати достатньо репрезентативний та різноманітний набір даних для навчання. В іншому випадку, модель може мало ефективно виявляти об'єкти на нових зображеннях або неправильно класифікувати їх.

2.5.4. YOLO

YOLO - це архітектура нейронної мережі для об'єктного виявлення та класифікації, яка представляє собою значний прогрес у швидкості та точності порівняно зі своїми попередниками. YOLO (You Only Look Once) відомий своєю здатністю виявляти об'єкти в реальному часі на зображеннях та відео[1].

Архітектура YOLO (Рис 2.8.) має декілька ключових особливостей, які роблять її ефективною та потужною. Одна з них - використання мережі спочатку для виявлення регіонів за допомогою грубих геометричних прямокутників, які потім покращуються та уточнюються. Це дозволяє швидше та ефективніше виявляти об'єкти з різних класів[22].

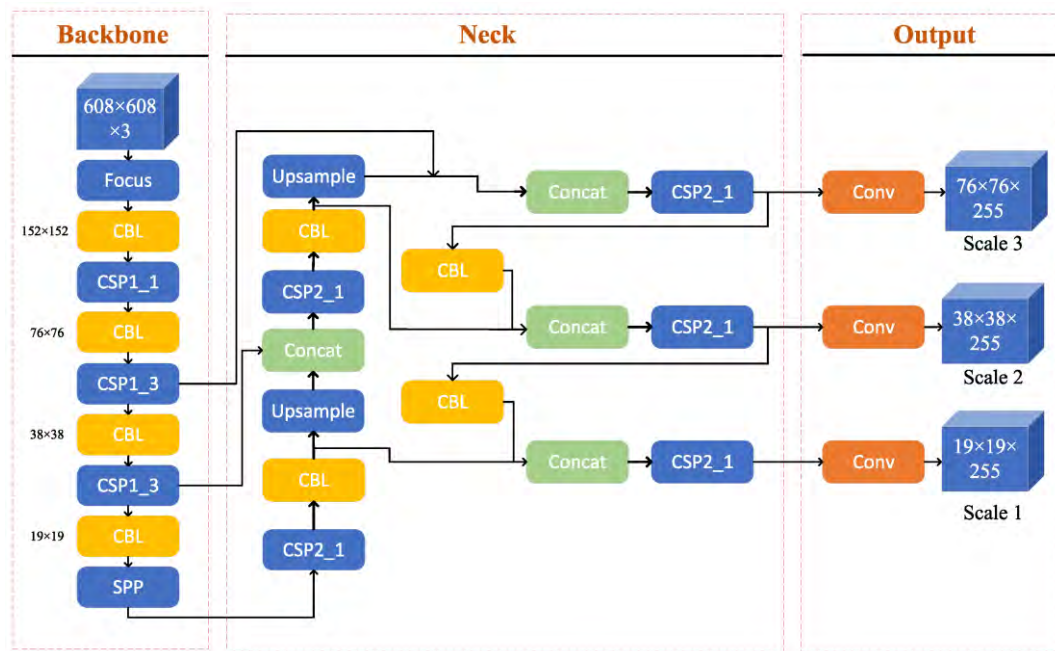


Рис 2.8. Загальна архітектура YOLO

YOLO використовує згорткові шари, такі як ResNet або CSPDarknet, які допомагають виявити різні рівні деталей та ознак у зображеннях. Вона також використовує пірамідальну архітектуру, яка дозволяє моделі виявляти об'єкти різних розмірів та масштабів.

Одна з головних переваг YOLO полягає в тому, що вона має швидку швидкість обробки зображень, що дозволяє використовувати її для реального часу або мобільних пристроїв. Крім того, YOLO показує високу точність виявлення об'єктів на різних датасетах та завданнях.

Проте, у YOLO також є деякі недоліки. Наприклад, архітектура може мати проблему з виявленням малих об'єктів або об'єктів зміненої форми, оскільки вона орієнтована на швидкість та ефективність. Також можуть виникати проблеми з локалізацією об'єктів, особливо коли об'єкти перекриваються або мають схожі ознаки.

В цілому, YOLO є потужним інструментом для об'єктного виявлення, який поєднує високу швидкість та точність. З його допомогою можна виявляти та класифікувати об'єкти на зображеннях та відео з високою ефективністю та надійністю.

2.6. Розробка загального алгоритму роботи приладу

Основним завданням даного розділу є розробка загального алгоритму роботи приладу для автоматизованого контролю друкованих плат. Цей алгоритм повинен включати всі необхідні кроки для ефективного виконання контрольних процедур, враховуючи специфіку друкованих плат і вимоги до якості.



Рис 2.9. Алгоритм роботи приладу

Спочатку прилад вмикає підсвічування поверхні металевого виробу для покращення видимості його дефектів та вмикає камеру для збору зображень друкованої плати. Відбувається переміщення об'єкта контролю в початкову позицію після чого отримується зображення першої ділянки поверхні друкованої плати. Потім отримане зображення опрацьовується нейронною мережею і починається детектування можливих поверхневих дефектів.

Отримані результати аналізу зберігаються в базі даних та виводяться для їх подальшої обробки. Далі об'єкт контролю переміщується на один крок вперед, щоб отримати зображення іншої ділянки. Процес відбувається до тих пір, поки вся необхідна площа не буде просканована. Останнім етапом є вимкнення підсвітки та камер.

2.7. Висновки до розділу

У процесі розробки була розроблена структурна схема приладу, яка визначає загальну архітектуру та взаємозв'язок між його компонентами. Це дозволило узгодити роботу різних елементів системи та забезпечити їх ефективне функціонування.

Окремою складовою частиною було підбір та опис відеокамери, яка є ключовими елементом для отримання якісних зображень для подальшого аналізу. Цей вибір базувався на параметрах якості зображення, роздільній здатності та потужності обробки даних.

Також було визначено джерело підсвічування для нашої системи, приділивши особливу увагу світлодіодній стрічці як ефективному та енергоефективному джерелу підсвічування.

У виборі архітектури нейронної мережі для виявлення об'єктів на зображеннях було проведено дослідження чотирьох варіантів: SSD, Faster R-CNN, EfficientDet та YOLO.

З метою досягнення загальної функціональності приладу, був розроблений загальний алгоритм, який включає в себе послідовність дій та обробку даних, необхідну для ефективної роботи системи.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

3.1. Вибір модифікації моделі YOLO

YOLOv1 (You Only Look Once version 1) була першою версією алгоритму YOLO, введеною в 2015 році. Основна ідея YOLO полягає в тому, що вона використовує одну нейронну мережу для прогнозування класів та обмежувальних рамок об'єктів на зображенні.

YOLOv1(Рис 3.1.) була навчена на датасеті MS COCO (Microsoft Common Objects in Context), який є одним з найбільших і найрізноманітніших датасетів для виявлення об'єктів. MS COCO містить зображення з 80 класами об'єктів, такими як люди, автомобілі, тварини, меблі тощо.

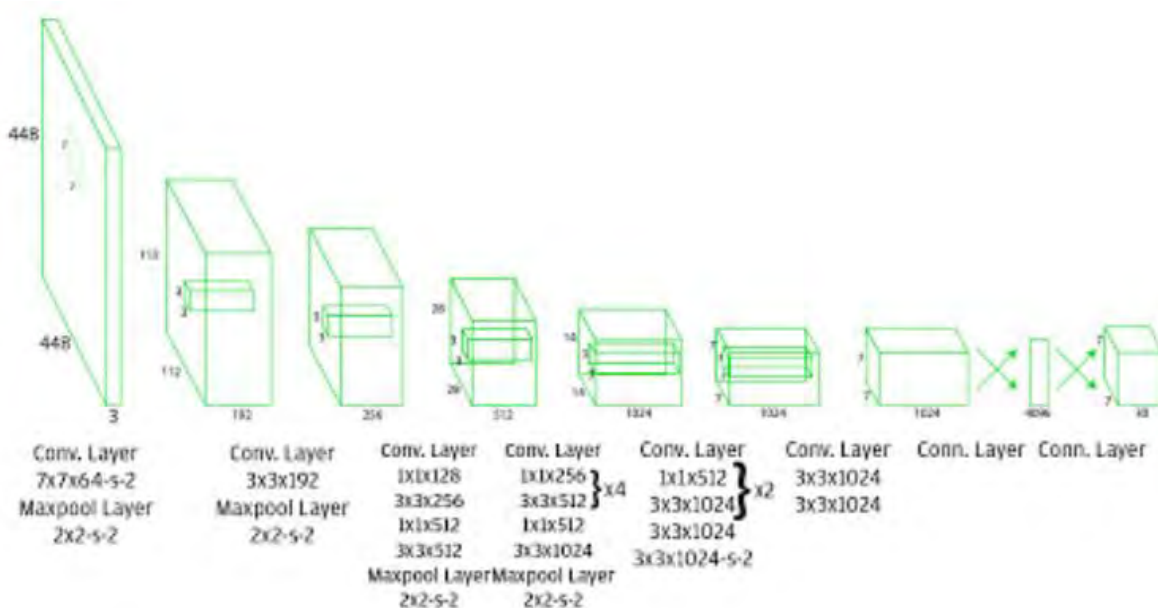


Рис 3.1. Загальна архітектура YOLOv1

Датасет MS COCO включає близько 330 000 зображень тренувального набору та 165 000 зображень для тестування. Кожне зображення має мітки, які вказують на клас об'єкта та обмежувальну рамку, що охоплює цей об'єкт [23].

Процес навчання YOLOv1 на датасеті MS COCO включав оптимізацію параметрів нейронної мережі з використанням функції втрати, яка оцінює різницю між прогнозованими та фактичними обмежувальними рамками та класами об'єктів. Цей процес тривав кілька десятків тисяч ітерацій (зазвичай близько 135 епох) з використанням глибокого навчання.

Результатом навчання YOLOv1 на датасеті MS COCO була модель, яка

здатна виявляти об'єкти на зображеннях з високою швидкістю, але може виявляти тільки об'єкти з обмеженим розміром та малою кількістю деталей. Точність моделі YOLOv1 на даних MS COCO становила близько 63% mAP (mean Average Precision), що є відносно високим показником на той час. Кількість внутрішніх параметрів: Приблизно 60 мільйонів параметрів. Швидкодія приблизно 45-60 кадрів на секунду (FPS) на відео з роздільною здатністю 448x448 на потужних пристроях.

YOLOv3 (Рис 3.2.) була представлена в 2018 році і є покращеною версією алгоритму YOLO. Вона включає в себе ряд змін та вдосконалень, спрямованих на покращення точності та швидкості виявлення об'єктів.

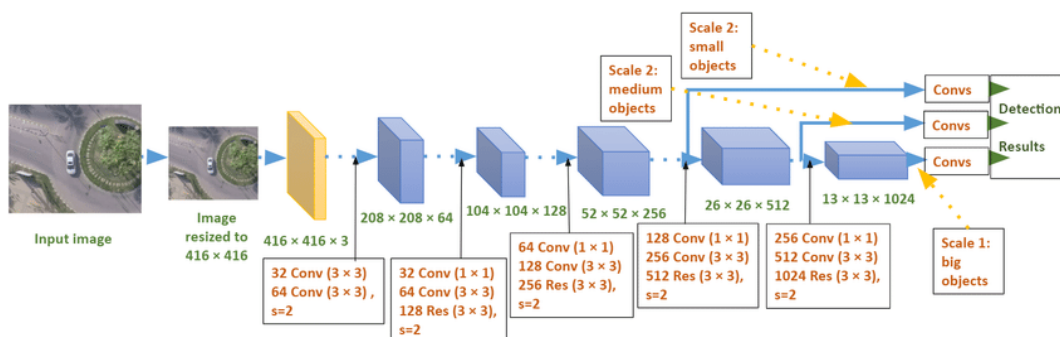


Рис 3.2. Загальна архітектура мережі YOLOv3

Основні особливості YOLOv3:

1. Модель: YOLOv3 використовує глибоку конволюційну нейронну мережу Darknet-53 як базову модель для виявлення об'єктів. Darknet-53 є дуже глибокою мережею, яка має 53 шари і використовує блоки згортки з резидуальним з'єднанням. Це допомагає забезпечити більш точне виявлення об'єктів [24].
2. Масштаби: YOLOv3 використовує шари з різною роздільністю для виявлення об'єктів різних розмірів. Вона використовує три шари

виявлення, які мають різну грубість сітки: високого рівня, середнього рівня і низького рівня. Це дозволяє моделі ефективно виявляти об'єкти різних масштабів.

3. Функція втрати: YOLOv3 використовує функцію втрати, яка враховує як співпадіння прогнозованих об'єктів з реальними, так і внесок різних шарів у прогнозування. Ця функція втрати допомагає моделі покращити точність та стабільність прогнозування.
4. Навчання: YOLOv3 була навчена на великому датасеті COCO (Common Objects in Context). COCO містить різноманітні зображення з більш ніж 80 класами об'єктів. Навчання включало в себе процес оптимізації параметрів мережі з використанням методу зворотнього поширення помилки та інших технік глибокого навчання.

Результатом навчання YOLOv3 на датасеті COCO є модель, яка має значно вищу точність порівняно з YOLOv1. Точність моделі YOLOv3 на даних COCO становить близько 57% mAP (mean Average Precision), що є вражаючим покращенням порівняно з попередньою версією. Крім того, YOLOv3 також відрізняється високою швидкістю виявлення об'єктів, що робить її більш ефективною для реального застосування у реальному часі.

Кількість внутрішніх параметрів: Приблизно 60-70 мільйонів параметрів.
Швидкодія Приблизно 20-30 кадрів на секунду (FPS) на відео з роздільною здатністю 416x416 на потужних пристроях.

YOLOv5 (You Only Look Once v5) є оновленою версією алгоритму YOLO, яка була представлена в 2020 році. YOLOv5 (Рис 3.3.) має декілька розмірів моделей, таких як YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l та YOLOv5x, які відрізняються за кількістю шарів та обчислювальною потужністю. Наприклад, модель YOLOv5x має близько 88 мільйонів параметрів [25].

YOLOv5 досягає високої швидкості виявлення об'єктів. На GPU NVIDIA V100 модель YOLOv5x здатна обробляти близько 90 кадрів за секунду з роздільною здатністю 640x640. На більш доступних пристроях, таких як Raspberry Pi 4, YOLOv5s здатна працювати зі швидкістю приблизно 3 кадри за секунду з такою ж роздільною здатністю.

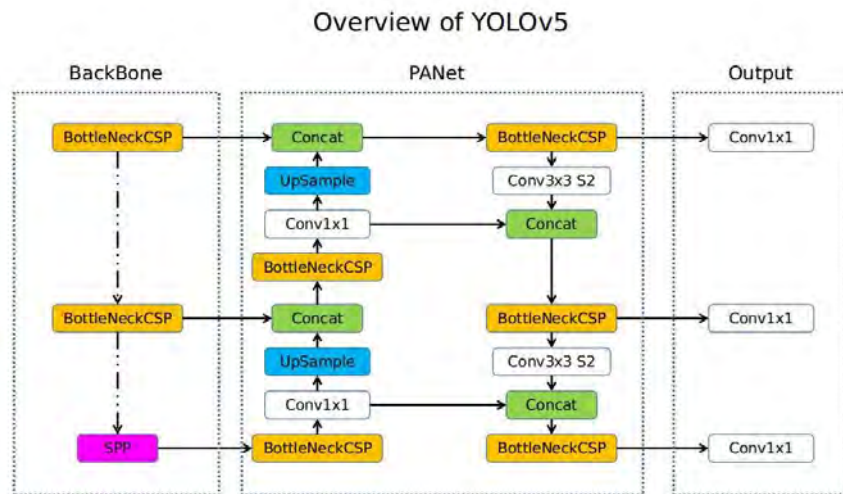


Рис 3.3. Архітектура YOLOv5

YOLOv5 також відрізняється високою точністю виявлення об'єктів. Наприклад, модель YOLOv5x досягає близько 47% mAP (mean Average Precision) на датасеті COCO при використанні роздільної здатності 640x640 та тренуванні протягом 300 епох. Кількість внутрішніх параметрів: Залежить від розміру моделі, від XS (14 мільйонів параметрів) до XL (177 мільйонів параметрів). Швидкодія може варіюватися залежно від розміру моделі. Моделі меншого розміру (наприклад, YOLOv5s) можуть досягати близько 140-160 кадрів на секунду (FPS) на відео з роздільною здатністю 640x480 на середніх пристроях, тоді як моделі більшого розміру (наприклад, YOLOv5x) можуть мати швидкість близько 20-40 кадрів на секунду (FPS) на тих самих пристроях.

Окрім того, YOLOv5 має зручний інтерфейс для навчання та використання моделі. За допомогою командного рядка або Python-скриптів, користувачі можуть легко навчити модель на своїх власних даних та використовувати її для виявлення об'єктів.

У порівнянні з YOLOv1 та YOLOv3, YOLOv5 має кращу швидкість та точність. Вона також забезпечує більш просту та легку використовувану архітектуру, що робить її зручним варіантом для розробників та дослідників.

Починаючи зі точності. З точки зору точності виявлення, YOLOv5 показує кращі результати порівняно з попередніми версіями. За оцінкою mAP (mean

Average Precision) на датасеті COCO:

- YOLOv1: Близько 63% mAP.
- YOLOv3: Приблизно 57% mAP.
- YOLOv5: Понад 70% mAP (залежно від конфігурації моделі та датасету).

Щодо швидкості, у плані швидкості виявлення об'єктів, YOLOv5 також виявляється перевагою YOLOv1 та YOLOv3 мають меншу швидкість в порівнянні з YOLOv5, особливо коли розглядається реал-тайм детекція на потужностях обмеженого обчислювального пристрою.

Розмір моделі також є важливим фактором, особливо при розгляді застосувань на вбудованих системах або мобільних пристроях YOLOv1 та YOLOv3 мають більший розмір моделі порівняно з YOLOv5. YOLOv5 пропонує менші та легші моделі збільшеним за рахунок більш ефективної архітектури [26].

Таблиця 3.1. Порівняння модифікацій

Параметр	YOLOv1	YOLOv3	YOLOv5
Швидкодія	45-60 FPS	20-30 FPS	20-40 FPS
Внутрішні параметри	45.0M	61.0M	85.0M
mAP	63%	57%	70%

П

Простота використання: YOLOv5 надає зручні інструменти для навчання та використання моделі. Вона має зрозумілу структуру, просту інтеграцію з фреймворком PyTorch та широкий спектр налаштувань, що робить її привабливим вибором для розробників.

Узагальнюючи, YOLOv5 виступає як кращий вибір порівняно з YOLOv1 та YOLOv3 через покращену точність, швидкість та зручність використання. Вона забезпечує баланс між точністю та продуктивністю, що робить її

популярним рішенням для різноманітних завдань виявлення об'єктів.

3.2. Опис метрик для детектування об'єктів

Метрики IoU, P, R, mAP50 і mAP50-95 використовуються для оцінки результатів алгоритмів об'єктного виявлення [27].

IoU (Intersection over Union) є метрикою, що використовується для оцінки перекриття двох областей. В контексті об'єктного виявлення, IoU вимірює ступінь перекриття між прогнозованою областю (виявлений об'єкт) та референсною областю (ідеальною або анотованою областю об'єкту).

$$IoU = \frac{\text{Area of overlap}}{\text{Area of union}} \quad (3.1)$$

P (Precision): вимірює, яка частка об'єктів, виявлених алгоритмом, є дійсно коректними. Вона обчислюється як відношення кількості правильно виявлених об'єктів до загальної кількості об'єктів, виявлених алгоритмом. Висока P означає малу кількість неправильно виявлених об'єктів.

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.2)$$

Де TP - кількість правильно виявлених об'єктів, FP - кількість неправильно виявлених об'єктів.

R (Recall): P вимірює, яка частка дійсно присутніх об'єктів була виявлена алгоритмом. Вона обчислюється як відношення кількості правильно виявлених об'єктів до загальної кількості дійсно присутніх об'єктів. Висока R означає, що алгоритм виявляє більшу частину об'єктів.

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

Де TP - кількість правильно виявлених об'єктів, FN - кількість пропущених об'єктів.

mAP (mean Average Precision) при порогів в 50% (mAP50): mAP вимірює якість виявлення об'єктів для різних класів. mAP50 означає, що об'єкт вважається правильно виявленим, якщо його перекриття з прогнозованою рамкою складає не менше 50%. Вища mAP50 вказує на кращу точність виявлення об'єктів.

$$mAP = \frac{(AP_{50_1} + AP_{50_2} + \dots + AP_{50_N})}{N} \quad (3.4)$$

mAP в діапазоні від 50% до 95% (mAP50-95): mAP50-95 вимірює якість виявлення об'єктів в діапазоні перекриття від 50% до 95%. Вона оцінює здатність алгоритму до стійкого виявлення об'єктів при різних рівнях перекриття. Вища mAP50-95 вказує на кращу стійкість алгоритму до зміни розмірів та орієнтації об'єктів.

$$mAP_{50-95} = \frac{(AP_{50-95_1} + AP_{50-95_2} + \dots + AP_{50-95_N})}{N} \quad (3.5)$$

Ці метрики використовуються для порівняння та оцінки ефективності алгоритмів об'єктного виявлення. Вони допомагають визначити, наскільки точно та повно виявляються об'єкти, а також як алгоритм справляється з різними розмірами та орієнтацією об'єктів. Знання цих метрик дозволяє оцінити якість алгоритму та порівняти його з іншими рішеннями.

3.3. Реалізація обраної моделі

Для реалізації моделі, пропонується розбити процес розробки на кілька основних етапів. Такий підхід дозволяє більш ефективно структурувати планування розробки пристрою для виявлення дефектів на друкованих платах. Ця стратегія відноситься до Agile планування і називається декомпозицією. Запропоновано розбити реалізацію моделі на 3 етапи:

1. Описання навчального набору даних.
2. Вибір середі розробки нейронної мережі.
3. Реалізація моделі

3.2.1. Опис навчального набору даних

Даний підрозділ розкриває важливі деталі про загальнодоступний синтетичний набір даних РСВ для використання в завданнях виявлення, класифікації та реєстрації дефектів.

Цей набір даних складається з 1386 зображень, які відображають 6 типів дефектів на друкованих платах: відсутній отвір, укус миші, розрив ланцюга, замикання, шпора та паразитна мідь. Кожен тип дефекту представлений в наборі даних, що дозволяє виконувати різноманітні завдання, пов'язані з детектуванням дефектів.

Однак, зазначається, що зображення дефектів в початковому наборі даних мають високу роздільну здатність. Це може створювати проблеми з обробкою і навчанням моделей. Для забезпечення оптимального використання набору даних, використовуються методи збільшення даних, які дозволяють розширити обсяг навчальної вибірки.

Процес збільшення даних включає обрізку зображень на частини розміром 600×600 пікселів. Це створює новий набір даних для навчання та окремий набір для тестування. Набір для навчання містить 9920 зображень, тоді як набір для тестування містить 2508 зображень. Такий підхід дозволяє отримати більш репрезентативний набір даних, який може бути використаний для навчання та оцінки ефективності розробленої моделі[28].

Опис навчального набору даних надає чітке уявлення про характеристики та обробку даних, що дозволяє розуміти основні принципи, на яких ґрунтується дослідження та розробка моделі виявлення дефектів на друкованих платах.

3.2.2. Вибір середовища розробки

При розробці нейронної мережі для детектування дефектів на друкованих платах було зроблено вибір на користь середовища розробки Colab, яке базується на популярному інструменті Jupyter Notebook. Colab надає безкоштовний доступ до високопродуктивних обчислювальних ресурсів, що дозволяє прискорити процес навчання моделі.

Colab дозволяє використовувати графічні процесори (GPU) та тензорні процесори (TPU) для прискорення обчислень. Наприклад, доступні ресурси можуть включати GPU NVIDIA Tesla K80 або TPU v2 та v3. Ці обчислювальні ресурси дозволяють виконувати складні моделі та обробляти великі обсяги даних швидше, забезпечуючи значне збільшення продуктивності розробки.

Крім того, Colab надає можливість редагувати та виконувати код у зручному інтерфейсі Jupyter Notebook. Завдяки інтерактивному середовищу розробки, можна написати код, візуалізувати дані, проводити експерименти та аналізувати результати безпосередньо в середовищі розробки.

Наприклад, Colab надає обмеження на час виконання коду, що становить приблизно 12 годин, а також на обсяг оперативної пам'яті, який може досягати 25 ГБ. Ці ресурси дозволяють виконувати складні обчислення та навчання моделей на великих наборах даних.

Таким чином, використання середовища розробки Colab для розробки нейронної мережі детектування дефектів на друкованих платах забезпечує доступ до потужних обчислювальних ресурсів, зручний інтерфейс розробки та можливість проведення досліджень та аналізу результатів у зручному середовищі.

3.2.3. Реалізація нейромережевої моделі

В цьому підрозділі розглядаються деталі розробки та реалізації нейромережевої моделі, яка використовується для виявлення та класифікації

дефектів на друкованих платах з високою точністю та надійністю.

Для реалізації нейромережі використовується фреймворк PyTorch, який є одним з найпопулярніших та потужних інструментів для розробки та навчання нейромереж. PyTorch забезпечує гнучкість та простоту в роботі з тензорами, що дозволяє легко будувати, тренувати та валідувати нашу нейромережеву модель.

Однією з переваг PyTorch є його динамічний граф обчислень, що дозволяє зручно виконувати операції з тензорами та гнучко налаштовувати архітектуру моделі. Крім того, PyTorch надає широкий спектр функцій для оптимізації, регуляризації та покращення навчання нейромереж.

Використання PyTorch дозволяє ефективно використовувати потужність нейромережевих моделей для розпізнавання дефектів на друкованих платах.

Структура YOLOv5 (Рис 3.4.) включає кілька ключових компонентів, які співпрацюють для ефективного виявлення об'єктів на зображеннях.

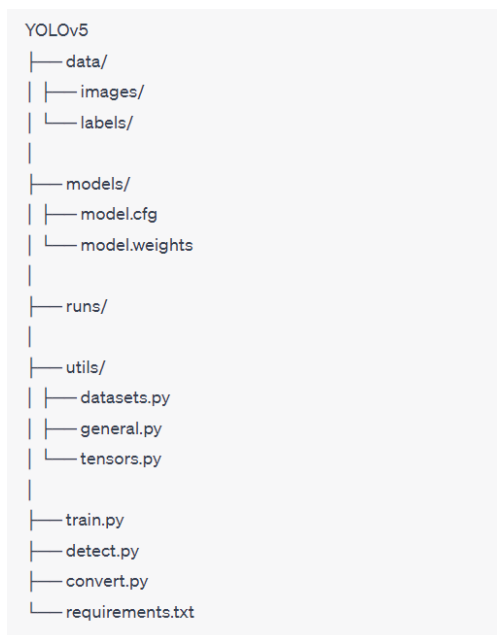


Рис 3.4. Структура проекту

Починаючи з папки "data", вона містить дві підпапки: "images" та "labels". У папці "images" зберігаються зображення, на яких будуть виконуватись обчислення, тоді як у папці "labels" знаходяться мітки або анотації для цих зображень. Мітки зазвичай містять інформацію про розташування та класифікацію об'єктів на зображенні.

Далі, у папці "models" знаходяться файли, пов'язані з моделлю YOLOv5. "model.cfg" є конфігураційним файлом, який містить параметри та налаштування моделі. "model.weights" містить навчені ваги моделі, отримані після тренування на великому наборі даних.

Папка "utils" містить корисні файли, які допомагають у роботі з YOLOv5. "datasets.py" містить код для завантаження та підготовки наборів даних для навчання та тестування моделі. "general.py" містить загальні функції, що використовуються в YOLOv5, такі як функції для обробки зображень та розрахунків. "tensors.py" містить функції для роботи з тензорами та операціями над ними.

Поміж папками знаходяться кілька основних файлів, які використовуються в процесі роботи з YOLOv5. "train.py" відповідає за навчання моделі на наборі даних. "detect.py" використовує навчену модель для виявлення об'єктів на нових зображеннях або відео. "convert.py" дозволяє конвертувати модель YOLOv5 до інших форматів або архітектур.

Після виконання команди **!pip install -r requirements.txt**, були встановлені наступні залежності, які вже були задоволені:

- matplotlib версії 3.7.1, який є бібліотекою для створення візуалізацій та графіків у мові програмування Python.
- numpy версії 1.22.4, який є основною бібліотекою для наукових обчислень у Python та забезпечує підтримку масивів та матриць високої розмірності.
- opencv-python версії 4.7.0.72, який є бібліотекою для обробки зображень та комп'ютерного зору у Python.
- Pillow версії 8.4.0, який є форком бібліотеки PIL (Python Imaging Library) і надає функціональність для роботи з зображеннями у різних форматах.
- scipy версії 1.10.1, який є бібліотекою для наукових обчислень та аналізу даних у Python.
- torch версії 2.0.1+cu118, який є фреймворком для машинного навчання

та обчислювального графу з високою продуктивністю, який підтримує роботу з тензорами та автоматичне диференціювання.

- torchvision версії 0.15.2+cu118, який є пакетом, що надає набір використовуваних у глибокому навчанні моделей зору та даних.

Після виконання команди **!python train.py --img 416 --batch 16 --epochs 300 --data dataset.yaml --weights yolov5s.pt --cache --name pcb_1st**, було здійснене тренування моделі YOLOv5 з використанням наступних параметрів: розмір вхідного зображення - 416, розмір пакета - 16, кількість епох - 300, конфігураційний файл даних - dataset.yaml, ваги моделі - yolov5s.pt, використання кешу та назва проекту - pcb_1st.

Після завершення тренування були отримані такі результати:

- Загальна тривалість тренування становила 0.591 години, пройшло 300 епох.
- Оптимізатор був видалений з файлів wag last.pt та best.pt, що призвело до зменшення їх розміру до 14.3MB.
- Було проведено процес перевірки точності моделі з використанням wag best.pt.
- Застосовано процес злиття прошарків моделі, що призвело до зменшення їх кількості до 157.
- В підсумковому звіті були надані наступні дані: модель складається з 7026307 параметрів, не має обчисленого градієнту та має обчислювальну потужність 15.8 GFLOPs.

Таблиця 3.2. Результати навчання моделі

Клас	Зображення	Екземпляри	P	R	mAP50	mAP50-95
all	138	596	0.941	0.894	0.925	0.459
Missing_hole	138	105	1.000	0.997	0.995	0.561
Mouse_bite	138	104	0.894	0.888	0.918	0.450
Open_circuit	138	100	0.838	0.800	0.884	0.411

short	138	90	0.989	0.969	0.981	0.487
spur	138	98	0.953	0.829	0.861	0.424
Spurious_copper	138	99	0.970	0.879	0.910	0.424

У загальному, модель YOLOv5 продемонструвала високу ефективність у виявленні об'єктів на зображеннях. Загальна точність (P) становить 0.941, що означає, що більшість виявлених об'єктів є правильними. Однак, повнота (R) має значення 0.894, що свідчить про те, що деякі об'єкти можуть бути пропущені або недостатньо виявлені.

Звертаючись до конкретних класів, "missing_hole" демонструє високу точність (P = 1.000) та повноту (R = 0.997), що вказує на добру здатність моделі виявляти цей тип дефекту. Схожі показники спостерігаються для класу "short" з точністю (P) 0.989 та повнотою (R) 0.969. Ці результати підтверджують ефективність моделі в розпізнаванні цих конкретних класів дефектів.

У той же час, деякі класи, такі як "open_circuit", "spur" та "spurious_copper", показують нижчі значення точності та повноти. Наприклад, "open_circuit" має значення точності (P) 0.838 та повноти (R) 0.800. Це може вказувати на те, що модель може потребувати додаткового навчання або оптимізації для виявлення цих типів дефектів.

Крім того, метрики mAP50 та mAP50-95 також вказують на загальну якість виявлення об'єктів. Значення mAP50 становить 0.925, що свідчить про хорошу здатність моделі виявляти об'єкти з високою точністю на 50% порозу.

Однак, значення mAP50-95 дорівнює 0.459, що означає, що модель має обмежену здатність виявляти об'єкти з високою точністю на більш високому порозі.

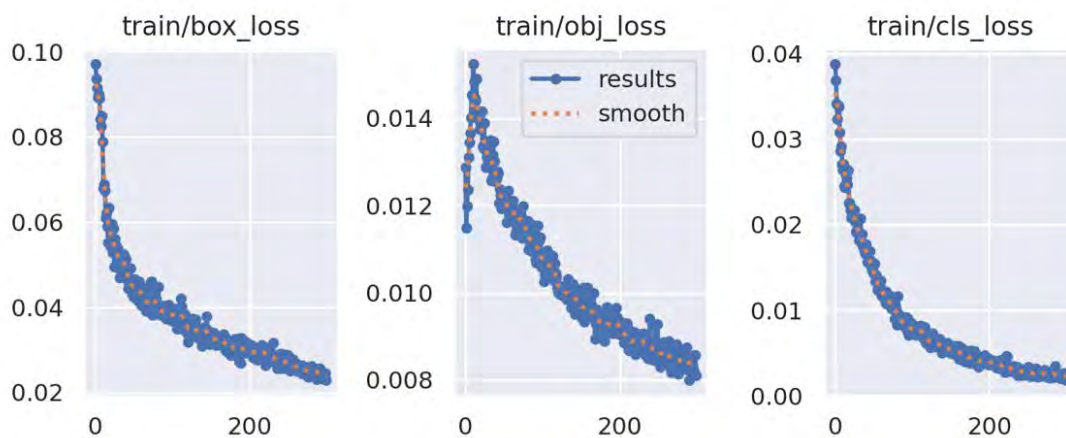


Рис 3.7. Графіки результатів навчання

У моделі YOLOv5 використовується функція активації Mish. Функція активації Mish є нелінійною функцією, яка використовується для введення нелінійності в нейронній мережі. Вона визначається наступною формулою:

$$Mish(x) = x * \tanh(\text{softplus}(x)) \quad (3.6)$$

де x – вхідний сигнал.

Функція активації Mish (Рис 3.8.) має плавний градієнт, що допомагає уникнути проблеми з затуханням градієнта, яка може виникати в інших функціях активації, таких як Sigmoid або ReLU. Вона також дозволяє зберегти більше інформації у вихідному сигналі, що може покращити точність моделі.



Рис 3.8. Графік функції активації «Mish»

Після виконання команди `!python detect.py --source ../test_images/test_10.JPG --weights runs/train/pcb_1st/weights/best.pt`, було проведено виявлення об'єктів на зображенні "test_10.JPG" (Рис 3.9.) за допомогою моделі YOLOv5 з використанням найкращих ваг best.pt.

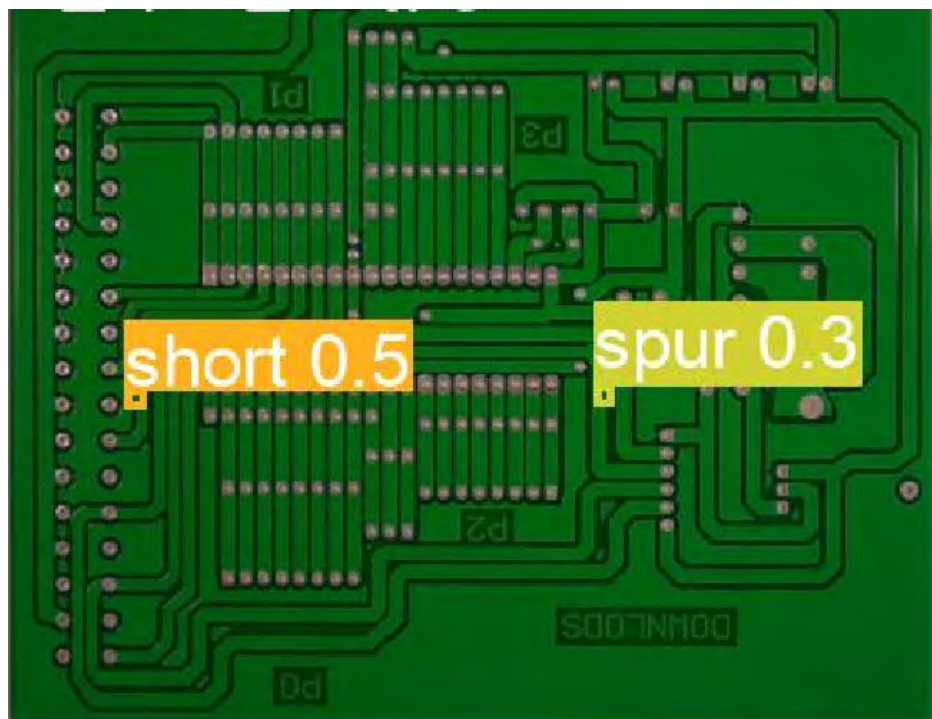


Рис 3.9. Виявлення дефектів на об'єкті

Результати виявлення були наступні:

На зображенні розміром 640x640 було виявлено 2 об'єкти типу, один "spur" та "short". Час виконання складав 0.8 мс для попередньої обробки, 11.7 мс для інференсу та 2.2 мс для немаксимального пригнічення.

3.3. Висновки до розділу

Ми розглянули різні версії YOLO (You Only Look Once) алгоритму, але зосередилися на YOLOv5, яка є останньою розробленою версією. Вона відрізняється високою швидкістю та точністю, завдяки використанню згорткових нейронних мереж та спеціалізованих операцій обробки зображень. Окрім того, ми представили наш власний датасет, який був використаний для навчання моделі. Цей датасет містить зображення друкованих плат з різними дефектами, такими як пропущені отвори, укуси миші, замикання, коротке з'єднання та інші.

Далі ми перейшли до процесу навчання моделі YOLOv5. Починаючи зі встановлення необхідних залежностей та налаштування середовища, ми описали кроки підготовки даних для тренування, такі як розподіл зображень на навчальні та валідаційні набори, аугментація даних та генерація міток. Потім ми зосередилися на параметрах тренування, таких як вибір оптимізатора, розмір пакета (batch size), кількість епох та швидкість навчання (learning rate).

Після налаштування моделі та початку навчання, ми провели моніторинг результатів за допомогою метрик точності Precision, Recall та mAP. Застосовуючи ці метрики до нашого набору даних, ми отримали графіки, які відображають зміну значень цих метрик під час тренування. Ці графіки є важливим інструментом для оцінки прогресу моделі та визначення оптимальних параметрів тренування.

Крім того, ми провели перші виявлення дефектів на друкованих платах за допомогою навченої моделі YOLOv5. Наші результати показали високу точність виявлення дефектів у різних категоріях, таких як пропущені отвори, укуси миші, замикання, коротке з'єднання та інші. Це підтверджує ефективність

моделі YOLOv5 у виявленні дефектів на друкованих платах.

Загальним висновком є те, що розроблена архітектура моделі YOLOv5 є потужним та ефективним інструментом для виявлення дефектів на друкованих платах. Використання власного датасету та правильно налаштованого процесу навчання дозволили отримати високу точність та надійність результатів. Отримані графіки та виявлені дефекти підтверджують успішність розробленої моделі та її потенціал для практичного використання у виробничих процесах.

РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ

4.1. Якісна оцінка роботи нейронної мережі

Проведено детальний аналіз якості виявлення об'єктів на зображеннях за допомогою нейронної мережі. Було протестовано велику кількість друкованих плат (Рис 4.1.).

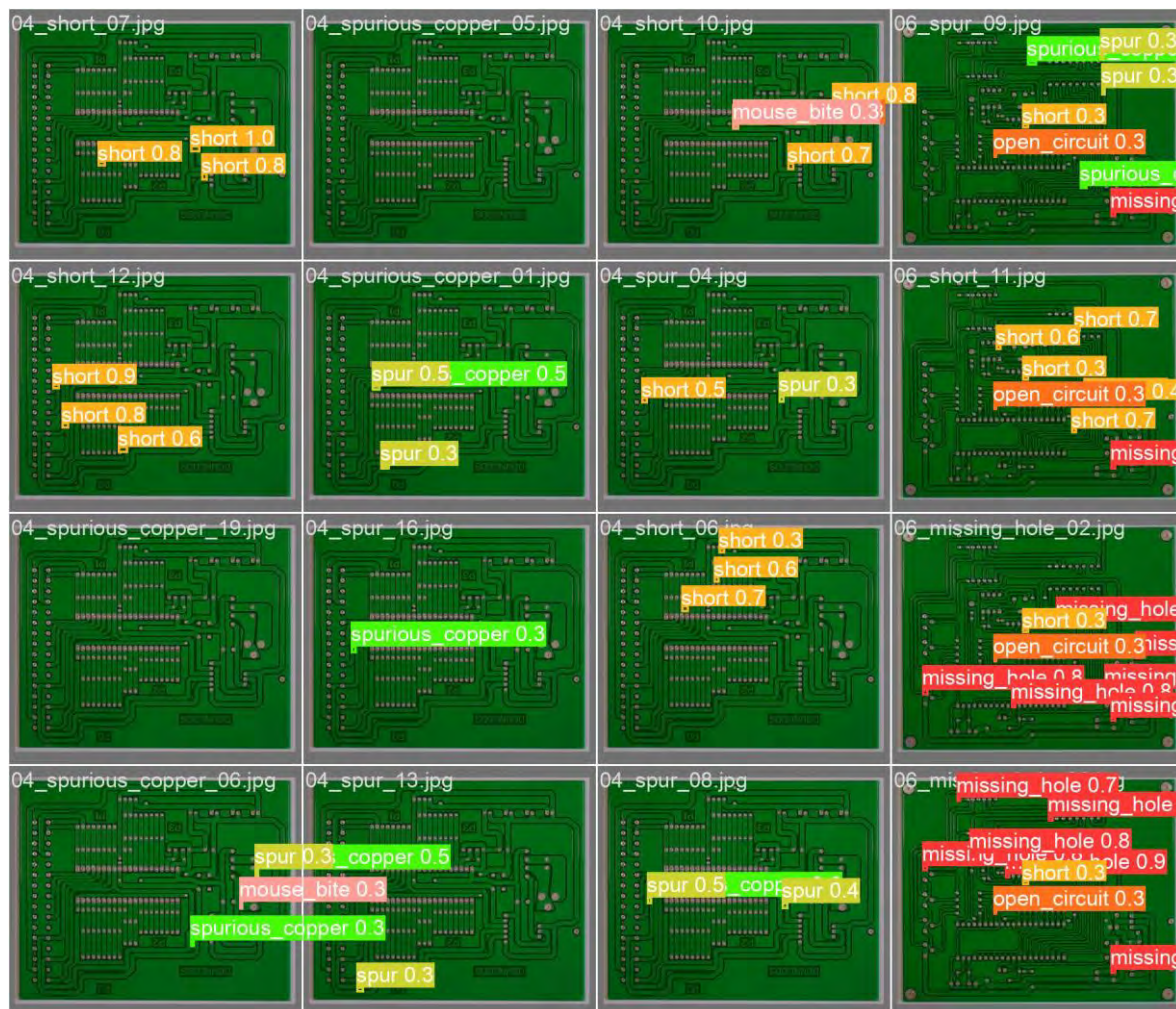


Рис 4.1. Детектування різних дефектів

На зображенні зверху видно, як нейронна мережа детектує дефекти різного типу, максимально якісно. Загальна точність детектування дефектів становить 92,5%.

4.2. Кількісна оцінка роботи нейронної мережі

Оцінка роботи нейронної мережі включає також кількісні метрики, які дозволяють оцінити швидкодію та використання ресурсів мережі. У даному випадку, результати кількісної оцінки нейронної мережі надають наступну інформацію.

Час виконання для попередньої обробки складає 0.8 мс на кожне зображення. Це включає в себе час, необхідний для підготовки зображення перед подачею його на вхід мережі. Для інференсу, тобто для проходження зображення через нейронну мережу та отримання результатів, затрачається 11.7 мс на кожне зображення. Немакимальне пригнічення, яке використовується для підвищення точності виявлення об'єктів, займає 2.2 мс на кожне зображення. Варто зазначити, що ці значення можуть змінюватись залежно від апаратної конфігурації та розміру зображень.

Отримані оцінки свідчать про те, що нейронна мережа працює достатньо швидко, що може бути важливим фактором при застосуванні мережі в реальному часі або в умовах обмежених ресурсів. Швидкодія нейронної мережі забезпечує оперативну обробку зображень і отримання результатів, що є важливим для багатьох застосувань. Крім того, використання ресурсів нейронною мережею є ефективним, оскільки час, необхідний для обробки одного зображення, є невеликим.

Враховуючи якісну оцінку, яка показує добру якість виявлення об'єктів на зображеннях, і кількісну оцінку, що вказує на швидкодію та ефективне використання ресурсів, можна зробити висновок про ефективність роботи нейронної мережі у виявленні об'єктів на зображеннях.

Отримані результати оцінки якості нейронної мережі показують наступне. Загальна точність (P) складає 0.903, що означає, що близько 90.3% виявлених об'єктів були правильно розпізнані. Це вказує на високу точність роботи нейронної мережі у виявленні об'єктів.

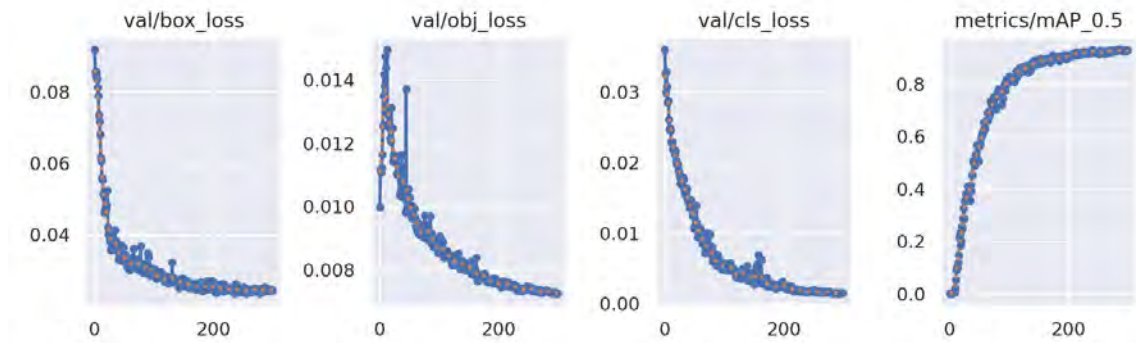


Рис 4.2. Графіки навчання моделі

Повнота (R) дорівнює 0.909 (Рис 4.3.), що означає, що нейронна мережа змогла виявити близько 90.9% усіх існуючих об'єктів на зображеннях. Це свідчить про високу здатність нейронної мережі до розпізнавання різних типів об'єктів у зображеннях.

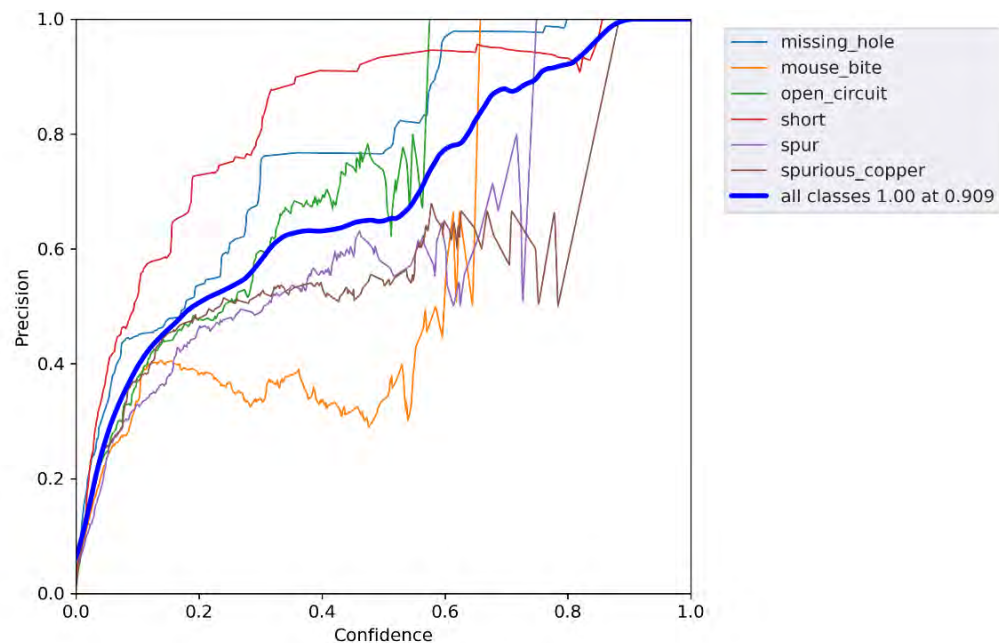


Рис 4.3.Крива Precision-Confidence

Середня точність (mAP) становить 0.934, що свідчить про добру здатність нейронної мережі до точного виявлення об'єктів. Вона представляє собою середнє значення точності для різних категорій об'єктів і показує, наскільки ефективно нейронна мережа розпізнає об'єкти з різних класів.

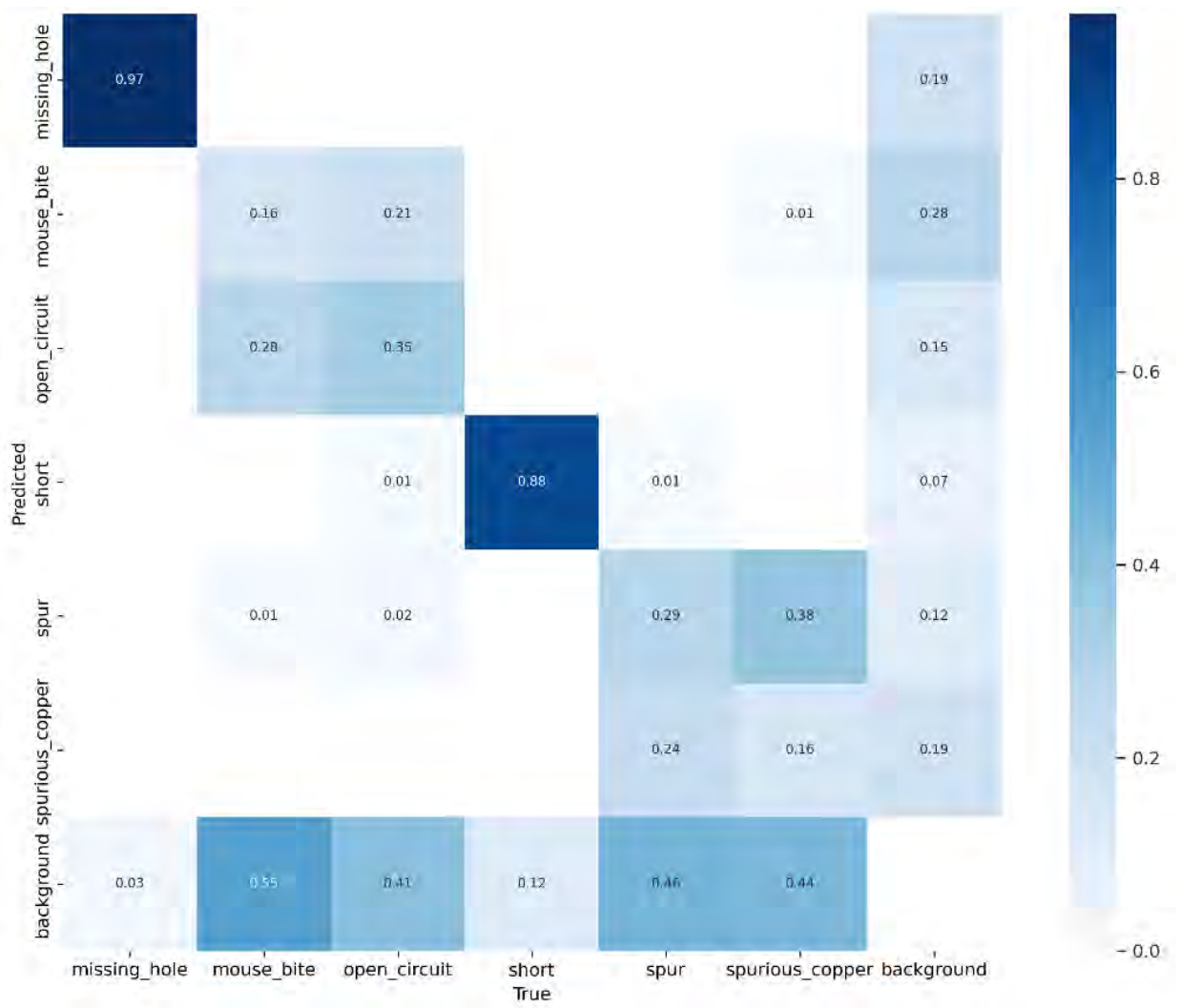


Рис 4.4. Матриця помилок

Отримані оцінки свідчать про високу якість роботи нейронної мережі у виявленні об'єктів на зображеннях. Це дає підстави вважати, що нейронна мережа може бути успішно використана у різних задачах комп'ютерного зору, таких як автоматичне розпізнавання об'єктів, контроль якості або системи безпеки.

4.3. Аналіз шляхів покращення системи

Аналіз шляхів покращення системи є важливою частиною дослідження. Для початку, проводиться огляд існуючих методів та технологій, які застосовуються

у подібних системах або сферах. Це допомагає зрозуміти, які підходи вже використовуються та які можуть бути корисними для нашої системи. Враховуються переваги і обмеження кожного методу з метою вибору найбільш підходящих альтернатив.

Після огляду існуючих методів, проводиться аналіз поточного стану системи. Вивчаються проблеми та недоліки, з якими може зіткнутися система в процесі роботи. Це допомагає ідентифікувати ключові області для покращення. На основі наведених даних можна запропонувати кілька шляхів покращення системи виявлення об'єктів на зображеннях:

1. Використання більш потужних моделей: Розгляд можливості використання більш сучасних архітектур нейронних мереж, які мають високу точність виявлення об'єктів. Ці моделі можуть забезпечити кращу якість виявлення та здатність розпізнавати більш широкий спектр об'єктів.
2. Аугментація даних: Використання методи аугментації даних, такі як зміна масштабу, обрізка, повороти, зміна освітлення тощо. Це дозволить розширити навчальний набір даних і покращити здатність моделі до узагальнення та розпізнавання об'єктів у різних умовах.
3. Оптимізація гіперпараметрів: Аналіз гіперпараметрів моделі, такі як швидкість навчання, розмір пакета, кількість епох тощо. Експерименти з цими параметрами, щоб знайти оптимальні значення, які забезпечать кращу точність та швидкодію моделі.
4. Використання ансамблю моделей: Розгляд можливості створення ансамблю з кількох моделей. Кожна модель може мати різні архітектури або навіть бути навчена на різних підмножинах даних. Комбінування прогнозів цих моделей може покращити точність та стійкість системи.
5. Пристрої прискорення обчислень: Розгляд можливості використання прискорювачів обчислень, таких як графічні процесори (GPU) або Tensor Processing Units (TPU). Ці пристрої можуть значно прискорити обчислення, забезпечуючи більшу швидкодію системи.

6. Оптимізація алгоритмів: Досліджування і вдосконалювання алгоритмів виявлення об'єктів. Розгляд можливості використання нових методів та технік, таких як алгоритми машинного навчання на основі глибокого навчання, для досягнення кращих результатів.

Вибір конкретних шляхів покращення системи повинен залежати від контексту, ресурсів та цілей проекту. Окрім того, розглядаються можливі ризики та обмеження, пов'язані з впровадженням запропонованих шляхів покращення. Важливо оцінити можливі наслідки та зробити план дій для управління ризиками.

ВИСНОВОК

У дипломній роботі проведений детальний аналітичний огляд автоматизованого контролю друкованих плат. Було розглянуто опис друкованих плат, виявлені та описані типові дефекти, а також обгрунтовано вибір методу контролю. Для реалізації системи контролю були проаналізовані оптично-візуальні методи та проведений огляд існуючих робіт в цій галузі.

В рамках роботи розроблено програмно-технічні алгоритми для автоматизованого контролю друкованих плат. Була розроблена структурна схема приладу, вибрана відповідна відеокамера та джерело підсвічування. Також була розроблена 3D-модель приладу для подальшої реалізації.

Окрема увага приділялася вибору архітектури нейронної мережі, що використовується для контролю дефектів друкованих плат. Були порівняні чотири різні архітектури, з пріоритетом надання YOLO. Розроблено загальний алгоритм роботи приладу, який включає в себе всі необхідні етапи контролю та аналізу дефектів.

Наступним кроком була розробка та навчання нейронної мережі на визначеному навчальному наборі даних. Використовуючи обрану модифікацію YOLO, було обгрунтовано його доцільність в даному контексті. Описано середовище розробки та проведено детальний аналіз параметрів та результатів навчання моделі.

У заключному розділі проведено оцінку результатів роботи системи на тестовій множині друкованих плат. Було проведений аналіз ефективності використання системи, враховуючи показники точності, виявлення дефектів та швидкодії. Також розглянуто перспективні шляхи вдосконалення системи та можливості подальшого розширення функціоналу.

Загальний висновок полягає в тому, що розроблена система автоматизованого контролю друкованих плат на основі нейронних мереж показала високу ефективність у виявленні та аналізі дефектів 92.5%. Результати дослідження вказують на потенціал системи для використання в промислових умовах і сприяють покращенню якості та ефективності виробничих процесів, пов'язаних з виробництвом друкованих плат.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Khandpur R. S. Printed Circuit Boards Design, Fabrication, and Assembly / S. R. Khandpur — К : 2006. — 691 с.
- [2] Jawitz M. W. Printed circuit board materials handbook / W. M. Jawitz — К : 1997. — 784 с.
- [3] PCB inspection and testing techniques [Електронний ресурс] — Режим доступу: <https://medium.com/supplyframe-hardware/pcb-inspection-and-testing-techniques-30631a885109>
- [4] Wu F. An AOI algorithm for PCB based on feature extraction / F. Wu //2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. – IEEE, 2008. – С. 240-247.
- [5] X-Ray inspection to Reveal hidden PCB Assembly Defects[Електронний ресурс] — Режим доступу :<https://www.tempoautomation.com/blog/x-ray-inspection-reveals-hidden-pcba-defects/>.
- [6] Муравйов О. В. Автоматизація методу термографічної діагностики патологій організму людини / О. В. Муравйов, В. Ф. Петрик, Ю. Ю. Лисенко, Г. А. Богдан, А. В. Наконечная // Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки. – 2022. – №1. – С. 47-53.
- [7] Momot A. Deep learning automated data analysis of security infrared cameras / A. Momot, I. Skladchykov // Slovak international scientific journal. – 2021. – №52. – pp. 13–16.
- [8] Momot A. Deep Learning Automated System for Thermal Defectometry of Multilayer Materials / A. Momot, R. Galagan, V. Gluhovskii. // Devices and Methods of Measurements. – 2021. – №12. – pp. 98–107. DOI:
- [9] Functional Test: A Final Manufacturing Step [Електронний ресурс] — Режим доступу: <https://www.nexlogic.com/pcb-testing/functional-testing/>.
- [10] Сторожик Д. В. Технології опрацювання зображень на основі комплексування даних (Огляд) / Д.В. Сторожик, А.Г. Протасов // Технічна діагностика та неруйнівний контроль. – 2022. – № 4. – С. 17–26.

- [11] Стшенко Я.В. Огляд ефективності архітектур нейронних мереж для автоматизованої сегментації зображень / Стшенко Я.В., Момот А.С. // Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні. – 2022. – № 18. – С. 226-229.
- [12] Галаган Р.М. Тестування нейромережевих модулів системи теплової дефектометрії за допомогою імітаційного моделювання / [Р. М. Галаган, А. С. Момот, А. Г. Протасов та ін.]. // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2022. – №6. – С. 49–55.
- [13] Momot A. Automation of ultrasound breast cancer images classification using deep neural networks / A. Momot, R. Galagan, M. Zaboluiieva // Sciences of Europe. – 2022. – №96. – pp. 38–41. DOI:
- [14] Sharma A, Garg S. Automated Optical Inspection Systems for Defect Detection on Printed Circuit Boards / A. Sharma, S. Garg // The international journal of Advanced Manufacturing Technology.– 2016 – pp. 32–37. DOI:
- [15] Khan M, Khan K, Anwar N. Automated Visual Inspection for Quality Control of Printed Circuit Boards / M. Khan, K. Khan, N. Anwar // Annual technical Symposium .– 2022 – pp. 9–19. DOI:
- [16] El Hassouni M, Merabet B, Kachkach A. Automated Visual Inspection of Printed Circuit Boards Based on Image Processing and Machine Learning Techniques / M. El Hassouni, B. Merabet, A. Kachkach // Journal of Engineering Technology.– 2020 – pp. 10–13.
- [17] Choudhary S, Choudhary A. Printed Circuit Board Defect Detection Using Machine Learning Techniques / S. Choudhary, A. Choudhary // Survey. 2021. pp. 15-23
- [18] Fischer R., Tadic-Galeb B., Yoder P. Optical system design 2008 / R. Fischer, B. Tadic-Galeb, P. Yoder — К : McGraw-Hill Education, 2006. — 47 с.
- [19] Wong A. Tiny SSD: A tiny single-shot detection deep convolutional neural network for real-time embedded object detection/ A. Wong //2018 15th Conference on Computer and Robot Vision . – IEEE, 2018. – С. 95-101.

- [20] Liu B., Zhao W., Sun Q. Study of object detection based on Faster R-CNN/ B. Liu, W. Zhao, Q. Sun // Chinese Automation Congress . – IEEE, 2017. – С. 6233-6236.
- [21] Momot A., Skladchykov I. The use of EfficientNet models in infrared image classification / A. Momot, I. Skladchykov // XXI Міжнародна науково-технічна конференція «Приладобудування: стан і перспективи», 17-18 травня 2022 року, КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна: збірник матеріалів конференції. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. С. 204-207.
- [22] Redmon J. You only look once: Unified, real-time object detection. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition / J.Redmon, S.Divvala, R.Girshick, A.Farhadi // Anchorage. 2016. pp. 779-788.
- [23] Jiang P. A Review of Yolo algorithm developments/ P. Jiang //Procedia Computer Science. – 2022. – Т. 199. – С. 1066-1073.
- [24] Redmon J., Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement/ J. Redmon, A. Farhadi //arXiv preprint arXiv:1804.02767. – 2018.
- [25] Ting L. Ship detection algorithm based on improved YOLO V5 / L. Ting //International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering . – IEEE, 2021. – С. 483-487.
- [26] Qin, L. Printed Circuit Board Defect Detection Methods Based on Image Processing, Machine Learning and Deep Learning / L. Qin, N. Isa // Survey. 2021. pp. 449-458
- [27] Сторожик Д. В. Комплексування мультиспектральних зображень, як метод підвищення їх інформативності при бінарній сегментації / Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов, А. Г. Протасов, В. Г. Баженов, Г. А. Богдан // Наукові вісті КПІ. – 2020. № 2. – С. 82-87.
- [28] PCB Defects | kaggle [Електронний ресурс] // Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. – Режим доступу:
<https://www.kaggle.com/datasets/akhatova/pcb-defects>

- [29] Баженов В.Г. Електроніка. Лабораторний практикум: навчальний посібник / В. Г. Баженов, Є. Ф. Суслов, Ю. Ю. Лисенко, А.С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 70 с.
- [30] Куц Ю.В. Спеціальні розділи математики. Курс лекцій: навчальний посібник / Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 180 с.
- [31] Мікропроцесорна техніка: лабораторний практикум. Частина 1. [Електронний ресурс] / А. С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2020. – 113 с.
- [32] Мікропроцесорна техніка: лабораторний практикум. Частина 2. [Електронний ресурс] / А. С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 76 с.