

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

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Юрій КИРИЧУК
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

на тему: «Автоматизована система розпізнавання дефектів металевих виробів»

Виконав:

студент II курсу, групи ПК-41мп
Якотюк Владислав Сергійович _____

Науковий керівник:

ст. викладач, доктор філософії, доцент
Момот Андрій Сергійович _____

Консультант з розробки стартап проектів:

завідувачка кафедри економічної кібернетики, д.е.н., проф.
Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

доцент каф. ІВТ, к.т.н., доцент
Маркін Максим Олександрович _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних посилань.
Студент _____

Київ – 2025 року

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

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Якотюка Владислава Сергійовича

1. Тема дисертації «Автоматизована система розпізнавання дефектів металевих виробів», науковий керівник дисертації Момот Андрій Сергійович ст. викладач, д.ф., затвержені наказом по університету від «04» _____ 11 _____ 2025 р. №4793-с
2. Термін подання студентом дисертації 16.12.25 _____
3. Об'єкт дослідження: процес автоматизованого детектування дефектів в магнітопорошковому контролі
4. Вихідні дані: розпізнавання неменше 3 класів дефектів з середньою достовірністю не нижче 50%
5. Перелік завдань, які потрібно розробити: розглянути існуючі методи створення картографічних зображень; проаналізувати існуючі алгоритми сегментації; розробити архітектуру нейронної мережі; здійснити підбір параметрів і метрик; розробити алгоритм сегментації.
6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: 5 плакатів А1
7. Орієнтовний перелік публікацій: публікація матеріалів конференції

8. Консультанти розділів дисертації*

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап проекту	д.е.н, професор, завідувачка кафедри економічної кібернетики Бояринова Катерина Олександрівна		

9. Дата видачі завдання 01.09.25

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Формулювання завдання магістерської дисертації	11.09.2025	
2	Аналітичний огляд існуючих систем	25.09.2025	
3	Розроблення структурної схеми системи	06.10.2025	
4	Підбір параметрів	18.10.2025	
5	Розробка програмних алгоритмів	25.10.2025	
6	Розробка фінального алгоритму і навчання нейронної мережі	06.11.2025	
7	Розробка стартап-проекту	18.11.2025	
8	Формулювання висновків та оформлення пояснювальної записки та презентації	25.11.2025	

Студент

Владислав ЯКОТЮК

Науковий керівник

Андрій МОМОТ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми.

У сучасних умовах розвитку промисловості та підвищення вимог до надійності й безпеки технічних об'єктів особливої актуальності набувають методи неруйнівного контролю. Магнітопорошковий контроль є одним із найбільш ефективних способів виявлення поверхневих та підповерхневих дефектів у феромагнітних матеріалах. Водночас традиційні методи магнітопорошкового контролю значною мірою залежать від людського чинника, що знижує відтворюваність та об'єктивність результатів.

Актуальність даного дослідження зумовлена необхідністю автоматизації процесів реєстрації, обробки та аналізу результатів магнітопорошкового контролю з використанням сучасних методів комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Застосування нейронних мереж дозволяє суттєво підвищити точність виявлення дефектів, зменшити вплив оператора та забезпечити стабільність контролю.

Мета і завдання дослідження.

Метою роботи є розробка автоматизованої системи магнітопорошкового неруйнівного контролю з використанням методів комп'ютерного зору та штучного інтелекту.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно вирішити такі завдання: провести аналіз сучасних методів магнітопорошкового контролю та засобів його автоматизації; виконати огляд існуючих алгоритмів обробки зображень і нейронних мереж для виявлення дефектів; розробити структурну та функціональну схеми автоматизованої системи; створити програмні алгоритми обробки зображень; виконати навчання нейронної мережі; здійснити експериментальне тестування розробленої системи та проаналізувати отримані результати.

Об'єкт дослідження – процес контролю металевих виробів магнітопорошковим методом.

Предмет дослідження – методи автоматизованого виявлення дефектів на зображеннях магнітопорошкового контролю.

Методи дослідження.

У роботі використано методи аналізу науково-технічної літератури, методи комп'ютерного зору, згорткові нейронні мережі, методи цифрової обробки зображень, експериментальні дослідження та методи статистичного аналізу результатів.

Наукова новизна отриманих результатів.

Наукова новизна полягає у створенні автоматизованої системи магнітопорошкового контролю з використанням нейронних мереж для виявлення дефектів, що забезпечує підвищення точності та достовірності результатів контролю порівняно з традиційними методами.

Практичне значення отриманих результатів.

Розроблена система може бути використана на підприємствах машинобудівної, транспортної та енергетичної галузей для автоматизації процесу неруйнівного контролю та підвищення якості технічної діагностики.

Публікації.

За результатами проведених досліджень підготовлено та опубліковано наукові праці, присвячені підвищенню ефективності магнітопорошкового контролю металевих виробів із застосуванням методів штучного інтелекту та аналізу властивостей магнітних суспензій. Основні положення роботи висвітлено у статті «Improving the Effectiveness of Magnetic Particle Inspection of Metal Products Using Artificial Intelligence», опублікованій у фахових виданнях і представлений на студентських науково-технічних конференціях.

Зокрема, результати апробації методів автоматизованого розпізнавання дефектів подано в матеріалах XXIV Міжнародної науково-технічної конференції «Приладобудування: стан і перспективи», де розглянуто можливості

застосування алгоритмів штучного інтелекту для підвищення достовірності виявлення дефектів у процесі магнітопорошкового контролю:

A. Momot, V. Yakotiuk. Improving the Effectiveness of Magnetic Particle Inspection of Metal Products Using Artificial Intelligence // XXIV Міжнародна науково-технічна конференція «Приладобудування: стан і перспективи», 13–14 травня 2025 року, КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна : збірник матеріалів конференції. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2025. – С. 320–323.

Окремі аспекти практичного застосування магнітопорошкового контролю, а також порівняльний аналіз ефективності різних типів магнітних суспензій, використаних у промислових умовах, висвітлено у статті:

Якотюк В.С. Практичний досвід застосування та аналіз ефективності різних магнітних суспензій / В.С. Якотюк, С.М. Глабець, Ю.Ю. Лисенко, А.С. Момот // Технічна діагностика і неруйнівний контроль. – 2026. – № 1.

Структура роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з пояснювальної записки та графічних матеріалів. Пояснювальна записка містить вступ, п'ять розділів, висновки, список використаних джерел та додатки.

Ключові слова. Магнітопорошковий контроль, неруйнівний контроль, комп'ютерний зір, нейронні мережі, автоматизація, дефекти.

ABSTRACT

Relevance of the topic.

In the current conditions of industrial development and increasing requirements for the reliability and safety of technical objects, non-destructive testing methods are becoming particularly relevant. Magnetic particle testing is one of the most effective methods for detecting surface and subsurface defects in ferromagnetic materials. At the same time, traditional methods of magnetic particle inspection are largely dependent on the human factor, which reduces the reproducibility and objectivity of the results.

The relevance of this study is determined by the need to automate the processes of recording, processing, and analyzing the results of magnetic particle inspection using modern methods of computer vision and artificial intelligence. The use of neural networks allows to significantly increase the accuracy of defect detection, reduce the influence of the operator, and ensure the stability of control.

The purpose and objectives of the study.

The purpose of the work is to develop an automated system of magnetic particle non-destructive testing using computer vision and artificial intelligence methods.

To achieve this goal, the following tasks must be solved: analyze modern methods of magnetic particle inspection and means of its automation; review existing image processing algorithms and neural networks for defect detection; develop structural and functional diagrams of the automated system; create software algorithms for image processing; train the neural network; conduct experimental testing of the developed system and analyze the results obtained.

The object of research is the process of testing metal products using the magnetic particle method.

The subject of the study is methods of automated defect detection based on magnetic particle inspection images.

Research methods.

The work uses methods of analysis of scientific and technical literature, computer vision methods, convolutional neural networks, digital image processing methods, experimental research, and methods of statistical analysis of results.

Scientific novelty of the results obtained.

The scientific novelty lies in the creation of an automated magnetic particle inspection system using neural networks to detect defects, which improves the accuracy and reliability of inspection results compared to traditional methods.

Practical significance of the results obtained.

The developed system can be used in machine-building, transport, and energy industries to automate the process of non-destructive testing and improve the quality of technical diagnostics.

Publications.

Based on the results of the research, scientific papers have been prepared and published on improving the effectiveness of magnetic particle inspection of metal products using artificial intelligence methods and analysis of the properties of magnetic suspensions. The main provisions of the work are highlighted in the article “Improving the Effectiveness of Magnetic Particle Inspection of Metal Products Using Artificial Intelligence,” published in professional journals and presented at student scientific and technical conferences.

In particular, the results of testing methods for automated defect detection are presented in the materials of the XXIV International Scientific and Technical Conference “Instrument Engineering: Status and Prospects,” which examines the possibilities of using artificial intelligence algorithms to improve the reliability of defect detection in the process of magnetic particle inspection:

A. Momot, V. Yakotiuk. Improving the Effectiveness of Magnetic Particle Inspection of Metal Products Using Artificial Intelligence // XXIV International Scientific and Technical Conference “Instrument Engineering: Status and Prospects,” May 13–14, 2025, Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine: collection of conference materials. – Kyiv: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2025. – P. 320–323.

Certain aspects of the practical application of magnetic particle inspection, as well as a comparative analysis of the effectiveness of various types of magnetic suspensions used in industrial conditions, are discussed in the article:

Yakotyuk V.S. Practical experience in the application and analysis of the effectiveness of various magnetic suspensions / V.S. Yakotyuk, S.M. Glabets, Yu.Yu. Lysenko, A.S. Momot // Technical Diagnostics and Non-Destructive Testing. – 2026. – No. 1.

Structure of the work. The master's thesis consists of an explanatory note and graphic materials. The explanatory note contains an introduction, five chapters, conclusions, a list of references, and appendices.

Keywords. Magnetic particle inspection, non-destructive testing, computer vision, neural networks, automation, defects.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	12
ВСТУП.....	13
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД.....	15
1.1. Огляд видів дефектів	15
1.2. Вибір методу контролю	19
1.3. Огляд методів автоматизації магнітопорошкового НК	21
1.3.1. Необхідність автоматизації процесу МПК.....	21
1.3.2. Класичні алгоритми аналізу зображень в магнітопорошковому НК.....	21
1.3.3. Інтелектуальні методи автоматизованого аналізу зображень в магнітопорошковому НК.....	25
1.4. Огляд існуючих робіт з автоматизації магнітопорошкового контролю	29
1.5. Постановка завдання.....	31
1.6. Висновки до розділу	32
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ І ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ.....	34
2.1. Розробка структурної схеми.....	34
2.2. Огляд камер	35
2.2.1. Вибір типу камери.....	36
2.2.2. Роздільна здатність	37
2.3. Вибір ультрафіолетової лампи.....	39
2.4. Розробка конструкції установки.....	41
2.5. Вибір нейромережевої моделі.....	43
2.5.1. EfficientDet	43
2.5.2. DETR (Detection Transformer)	45
2.5.3. YOLO (You Only Look Once)	46
2.5.4. Порівняльний аналіз моделей	48
2.6. Опис загального алгоритму системи.....	51
2.7. Висновок до розділу.....	53
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОНОЇ МЕРЕЖІ	55
3.1. Вибір версії моделі YOLO.....	55
3.2. Опис використаних метрик	61
3.3. Реалізація архітектури мережі	63
3.3.1. Створення навчального матеріалу.....	64
3.3.2. Вибір середовища.....	66
3.3.3. Опис програмної реалізації	67
3.4. Навчання мережі	68
3.5. Висновок до розділу.....	72
РОЗДІЛ 4. ВАЛІДАЦІЯ МОДЕЛІ.....	73

4.1. Якісна оцінка результатів.....	73
4.2. Кількісна оцінка результатів.....	75
4.3. Аналіз шляхів вдосконалення систем	78
4.4. Висновок до розділу.....	79
РОЗДІЛ 5. Розробка стартап проекту “ Автоматизована система розпізнавання дефектів металевих виробів”	81
5.1. Опис та технологічний аудит ідеї стартап-проекту.....	81
5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	86
5.3. Розроблення ринкової стратегії та маркетингової програми проекту.....	105
5.4. Бізнес-модель реалізації стартап-проекту та оцінювання його економічної ефективності.....	113
5.5. Висновок до розділу.....	125
ВИСНОВОК	128
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	130

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

NMS – Non-Maximum Suppression

IoU – Intersection over Union

МПК – магнітопорошковий контроль

НК – нейруйнівний контроль

УФ – ультрафіолетове випромінювання.

ВСТУП

Металеві вироби є основною категорією об'єктів, що підлягають неруйнівному контролю на різних етапах їхнього виготовлення та експлуатації. Вони широко застосовуються в машинобудуванні, енергетиці, транспорті, будівництві, авіаційній та оборонній промисловості, тому від їхньої якості залежить безпека та надійність роботи складних технічних систем. Такі вироби часто експлуатуються в умовах високих навантажень, температурних коливань, вібрацій та агресивного середовища, що з часом може призводити до виникнення різних дефектів – від мікротріщин (рис.1) до серйозних руйнувань поверхневих шарів металу.

До об'єктів контролю належать деталі та вузли з феромагнітних матеріалів, які можуть мати складну форму та різне призначення. Найпоширенішими серед них є вали, шестерні, осі, підшипникові кільця, корпусні елементи, кронштейни, фланці, болти, гайки, зварні з'єднання, литі та ковани деталі. Вони зазвичай працюють у відповідальних механізмах, тому навіть незначний дефект може стати причиною аварійної ситуації або виходу з ладу всього вузла.

Метою контролю є своєчасне виявлення поверхневих і приповерхневих дефектів, що порушують суцільність металу і знижують його експлуатаційні властивості. До таких дефектів належать тріщини, пори, раковини, шлакові включення (рис.2.) , непровари, надрізи, а також зони перегріву, які можуть утворюватися в процесі лиття, зварювання, термічної обробки або механічного навантаження. Особливу увагу приділяють деталям, що працюють під динамічними навантаженнями, де навіть мікроскопічні дефекти здатні швидко розвиватися та спричинити руйнування.

Для діагностики таких дефектів широко використовується магнітопорошковий метод, який є одним із найефективніших серед методів неруйнівного контролю для феромагнітних матеріалів. Суть методу полягає у створенні магнітного поля в досліджуваному виробі та спостереженні за його змінами в місцях порушення суцільності матеріалу. У зонах, де виникають

дефекти, формується витік магнітного потоку, до якого притягуються частинки магнітного порошку, утворюючи помітний візуальний слід. Це дозволяє точно визначати розташування, форму та розміри дефекту без пошкодження самої деталі.

У сучасних умовах розвитку промисловості дедалі більшого значення набуває автоматизація магнітопорошкового контролю. Використання цифрових камер, систем комп'ютерного зору та алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити точність розпізнавання, мінімізувати вплив людського чинника та прискорити процес аналізу результатів. Завдяки цьому контроль металевих виробів стає більш об'єктивним, стабільним і відтворюваним, що є важливою передумовою для впровадження систем якості у виробництві.

Таким чином, об'єктом контролю виступають металеві вироби з феромагнітних матеріалів, які потребують надійного виявлення поверхневих і приповерхневих дефектів. Використання магнітопорошкового методу у поєднанні з сучасними автоматизованими засобами діагностики забезпечує підвищення ефективності, точності та швидкодії процесу контролю, сприяючи загальному поліпшенню якості та безпечності металевих конструкцій.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1. Огляд видів дефектів

У процесі виготовлення, механічної обробки та експлуатації металевих виробів можуть виникати різноманітні дефекти, які негативно впливають на їхні механічні властивості, довговічність та надійність функціонування. Дефекти являють собою порушення суцільності, форми або структури матеріалу та можуть бути як видимими на поверхні, так і прихованими всередині виробу. Причинами їх появи є технологічні, термічні, механічні та експлуатаційні фактори, зокрема невідповідність режимів обробки, високі або змінні навантаження, термічні деформації та корозійні процеси.

Дефекти класифікуються за місцем розташування, видом порушення та впливом на працездатність виробу. Найчастіше виділяють чотири основні групи: поверхневі, підповерхневі, внутрішні (об'ємні) та структурні (матеріальні).

Поверхневі дефекти (рис.1.1.) локалізуються безпосередньо на поверхні або в межах дуже малої глибини. До них належать тріщини, раковини, пори, подряпини, вм'ятини та інші порушення цілісності металу. Ці дефекти є особливо критичними для деталей, що працюють під змінними або циклічними навантаженнями, оскільки саме на поверхні зазвичай починається зародження та розвиток втомних тріщин. Навіть невеликі тріщини можуть з часом призвести до поширення руйнування, що ставить під загрозу безпеку та працездатність механізму.



Рис. 1.1. Дефект типу тріщина

Підповерхневі дефекти (рис.1.2.) знаходяться на невеликій глибині від поверхні – зазвичай до кількох міліметрів. Вони включають мікротріщини, підповерхневі пори, непровари та локальні зони розшарування, які можуть виникати під час лиття, зварювання або кування металу. Такі дефекти важко виявити візуально, однак їх присутність істотно знижує опір матеріалу циклічним навантаженням та може спричинити руйнування під час тривалої експлуатації [1].

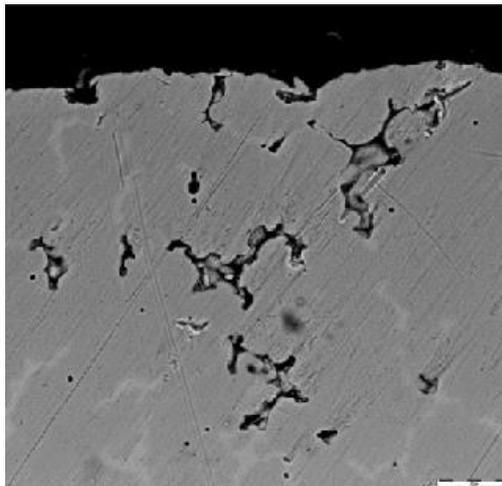


Рис. 1.2. Підповерхневі дефекти

Внутрішні, або об'ємні, дефекти (рис.1.3.) формуються всередині матеріалу та, як правило, не проявляються на поверхні. До них належать усадкові раковини, газові або шлакові включення та неметалеві домішки, що утворюються під час лиття або зварювання у разі порушення технологічного режиму. Ці дефекти знижують щільність та міцність матеріалу, створюють концентрації напружень і негативно впливають на надійність виробу, особливо у деталях, що працюють під високими навантаженнями [2].



Рис. 1.3. Внутрішні, або об'ємні, дефекти

Структурні або матеріальні дефекти (рис.1.4.) пов'язані з неоднорідністю металевої структури та внутрішніми порушеннями, такими як зміна твердості, мікроструктурні деформації, залишкові внутрішні напруження та розшарування. Вони можуть з'являтися через неправильну термообробку, недостатнє перемішування сплаву або під впливом високих температур під час експлуатації. Незважаючи на те, що структурні дефекти не завжди мають чітку геометричну форму, вони істотно знижують опір матеріалу корозії, втоми та деформаціям [3].

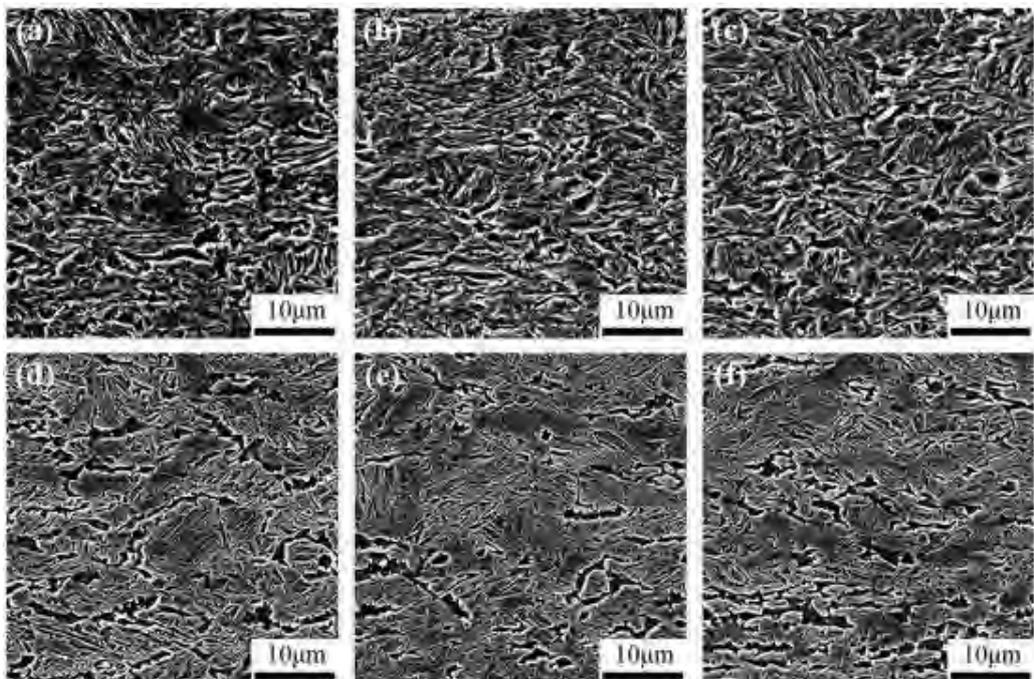


Рис. 1.4. Структурні або матеріальні дефекти

Критичність дефектів оцінюється на основі їхнього розташування, розмірів та впливу на експлуатаційні характеристики виробу. Поверхневі тріщини зазвичай вважаються найбільш небезпечними, оскільки вони слугують потенційними зародками руйнування. Внутрішні та структурні дефекти можуть залишатися прихованими протягом тривалого часу, однак у разі підвищення навантажень або виникнення вібрацій здатні викликати раптовий вихід деталі з ладу, що робить їх особливо критичними для відповідальних конструкцій.

Для систематизації різновидів дефектів та полегшення їхнього виявлення і класифікації у практиці неруйнівного контролю застосовують таблиці та класифікаційні схеми, що дозволяють об'єктивно оцінювати стан виробу та приймати рішення щодо його придатності. Приклад такої класифікації представлено у таблиці 1.1.

Табл. 1.1. Класифікація дефектів

Тип дефектів	Приклад	Характеристика
Поверхневі	Тріщини, раковини, пори, подряпини	Знаходження на поверхні або дуже близько
Підповерхневі (Близькі до поверхні)	Мікротріщини, непровари, підповерхневі пори	На глибині до кількох міліметрів
Внутрішні (об'ємні)	Усадкові раковини, шлакові включення, газові пори	Усередині матеріалу або зварного шва
Структурні / матеріальні	Зміна твердості, неоднорідність структури, розшарування	Порушення внутрішньої будови матеріалу або композиції

Таблиця демонструє, що кожний тип дефектів має специфічні ознаки, глибину залягання та потенційний вплив на працездатність виробу. Така систематизація є основою для вибору методів неруйнівного контролю, їхньої автоматизації та розробки алгоритмів обробки результатів, що підвищує точність діагностики та безпеку експлуатації металевих виробів.

1.2. Вибір методу контролю

У галузі неруйнівного контролю найчастіше застосовують чотири методи: візуально-оптичний, капілярний, ультразвуковий та магнітопорошковий. Кожен із них має власні переваги, але й суттєві обмеження, які важливо враховувати під час вибору робочої технології контролю.

Візуально-оптичний метод широко використовують як первинний етап оцінки стану поверхні. Він дає змогу швидко визначити грубі дефекти – тріщини, відколи, сліди корозії. Однак його можливості фактично обмежуються лише тими ушкодженнями, які добре видно неозброєним оком або за допомогою збільшувальних приладів. Дрібні тріщини та дефекти, що залягають навіть на незначній глибині, залишаються непоміченими. Якість результату сильно залежить від освітлення, чистоти поверхні та досвіду оператора, що підвищує суб'єктивність оцінки [4].

Капілярний метод забезпечує вищу чутливість до дрібних поверхневих тріщин завдяки здатності індикатора проникати у вузькі капілярні канали. Його часто застосовують для деталей складної форми та матеріалів, які не є феромагнітними. Водночас цей метод непридатний для виявлення дефектів, що не виходять на поверхню, а якість результатів залежить від ретельності підготовки – очищення, знежирення та правильного вибору індикатора. На шорстких або пористих поверхнях зростає ризик хибних індикацій [5].

Ультразвуковий контроль дає змогу виявляти внутрішні дефекти, визначати їхню глибину й геометрію. Він ефективний у випадках, коли потрібно дослідити великий об'єм матеріалу. Однак для поверхневих і приповерхневих тріщин його чутливість нижча. Крім того, необхідний стабільний акустичний контакт, а результати значною мірою залежать від властивостей матеріалу та точності калібрування обладнання. Інтерпретація сигналів потребує значного досвіду [6].

Порівняно з цими методами магнітопорошковий контроль (рис. 1.5.) займає оптимальну нішу для виробів із феромагнітних матеріалів. Він одночасно

чутливий до поверхневих і підповерхневих тріщин, що залягають на невеликій глибині, при цьому не потребує складних налаштувань і забезпечує чітку та наочну індикацію дефектів. Дрібнодисперсний порошок або рідка суспензія концентруються у зонах витоку магнітного поля, формуючи висококонтрастне відображення тріщини. Використання флуоресцентних суспензій та ультрафіолетового освітлення додатково підвищує точність. Метод добре працює на деталях складної форми та дозволяє швидко обстежувати значну кількість виробів у виробничих умовах.

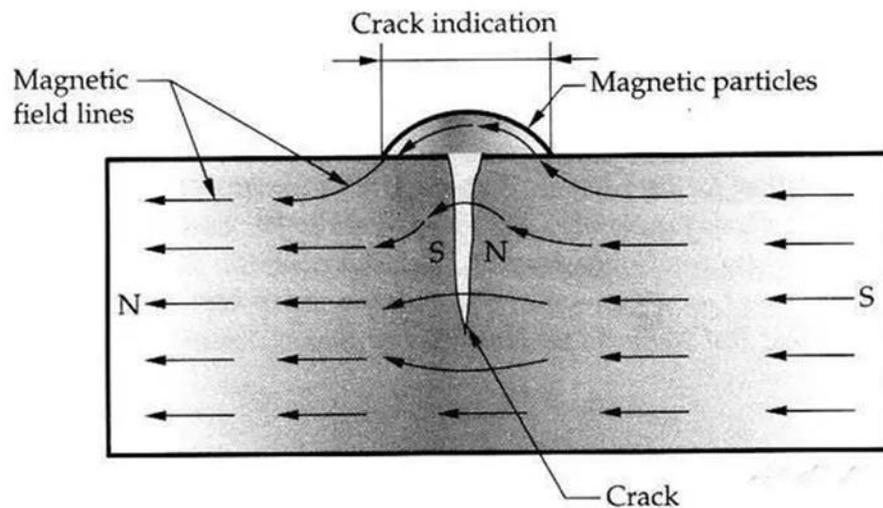


Рис. 1.5. Магнітопорошковий метод контролю

Саме тому магнітопорошковий метод є найдоцільнішим вибором для досліджуваного об'єкта. Він забезпечує поєднання високої чутливості, швидкості виконання та стабільності результатів, що особливо важливо під час виявлення небезпечних приповерхневих дефектів у феромагнітних сталях. Умови застосування методу добре узгоджуються з властивостями матеріалу та характером дефектів, які очікується виявити, що робить цей спосіб найбільш ефективним серед розглянутих [7].

1.3. Огляд методів автоматизації магнітопорошкового НК

1.3.1. Необхідність автоматизації процесу МПК

Традиційний магнітопорошковий контроль (МПК) значною мірою залежить від оператора, його досвіду, уважності та умов проведення огляду. Візуальна інтерпретація індикаторної картини є суб'єктивною, що може призводити до хибних висновків, особливо за складної геометрії деталей, нерівномірного освітлення або втоми персоналу. Окрім людського фактора, значним недоліком ручного МПК є низька відтворюваність результатів та складність документування.

Автоматизація МПК є необхідною для підвищення точності, об'єктивності та стабільності контролю. Сучасні промислові вимоги, зокрема в авіаційній, енергетичній та транспортній галузях, потребують цифрового підходу до фіксації та аналізу індикаторних відбитків із можливістю подальшого архівування та статистичного аналізу. Автоматизація також є важливою передумовою інтеграції МПК у концепцію «розумного виробництва» ,де дані неруйнівного контролю повинні надходити в інформаційні системи підприємства в режимі реального часу [8].

1.3.2. Класичні алгоритми аналізу зображень в магнітопорошковому НК

Традиційні методи (таблиця 1.2.) автоматизованого детектування індикаторних відбитків магнітопорошкового контролю базуються на класичних алгоритмах цифрової обробки зображень. Основною перевагою таких підходів є відсутність потреби у попередньому навчанні моделей або використанні великих баз даних. Алгоритми працюють за чітко визначеними правилами і дозволяють виділяти дефектні зони на поверхні виробу шляхом послідовної обробки цифрового зображення індикаторного відбитку.

Табл.1.2. Основні етапи традиційної обробки зображень

Етап	Завдання	Типові методи
Попередня обробка	Усунення шумів, покращення контрасту	Фільтри Гауса/медіанний, гістограмне вирівнювання
Сегментація	Виділення дефекту від фону	Порогова обробка (Otsu), адаптивна сегментація
Виділення ознак	Визначення контурів і параметрів дефекту	Кант (Canny), морфологічні операції, пошук контурів
Прийняття рішення	Класифікація та оцінка дефекту	Аналітичні правила на основі геометричних параметрів

Етап 1. Попередня обробка зображення

На етапі попередньої (рис.1.6.) обробки виконують очищення зображення від шумів і покращення його контрастності з метою забезпечення чіткого виділення можливих дефектів. Для зменшення випадкових перешкод і характерної для МПК зернистості застосовують фільтри Гауса або медіанний фільтр. Для компенсації нерівномірного освітлення та виділення дефектних зон використовують гістограмне вирівнювання або локальні методи підсилення контрасту. Такий підхід забезпечує швидку і просту реалізацію та помітно покращує якість візуалізації, однак надмірне згладжування може призвести до розмивання тонких дефектів, а налаштування оптимальних параметрів обробки є складним завданням через різноманітність умов освітлення [9].

Етап 2. Сегментація

Сегментація (рис.1.6.) спрямована на відокремлення потенційних дефектів від фону зображення. Для цього найчастіше застосовують порогові методи, зокрема глобальний поріг Оцу або адаптивну сегментацію, яка враховує локальні зміни яскравості. Результатом є бінарна карта, на якій яскраві чи темні ділянки відповідають можливим дефектам. Такий підхід є простим у реалізації, забезпечує високу швидкість обробки та не потребує значних обчислювальних ресурсів. Водночас він чутливий до неоднорідного фону, відблисків, змін

кольору й контрасту, що може призвести до появи зайвих сегментів або втрати слабо виражених дефектів [10].

Етап 3. Виділення ознак

Після сегментації (рис.1.6.) виконують аналіз геометричних характеристик виділених підозрілих ділянок. Для уточнення форми дефекту застосовують алгоритми виявлення контурів, наприклад Canny, а також морфологічні операції – ерозію, дилатацію, відкриття та закриття. Це дає змогу сформувати чіткі границі та розрахувати ключові метрики, такі як довжина, ширина, площа, орієнтація та кривизна потенційного дефекту. Метод забезпечує достатньо точне відтворення форми дефекту й створює основу для подальшої автоматизованої оцінки його небезпечності. Водночас чутливість використовуваних алгоритмів до шумів і нерівномірної товщини індикаторних ліній може призвести до втрати частини тонких або розмитих дефектів.

Етап 4. Прийняття рішення

На завершальному етапі (рис.1.6.) здійснюється класифікація та оцінка виявленого об'єкта з метою визначення, чи є він дефектом та наскільки є небезпечним. Рішення базується на наперед визначених аналітичних правилах, що враховують геометричні параметри, зокрема мінімальну довжину та ширину, співвідношення сторін, орієнтацію та форму виявленої ділянки. На основі отриманих ознак система формує висновок щодо наявності дефекту та рівня його критичності. Такий підхід забезпечує прозорість і передбачуваність результатів, але вимагає індивідуального налаштування правил для кожного типу виробу, матеріалу та способу намагнічування, оскільки універсального набору критеріїв для всіх умов не існує.



Рис.1.6. Зображення результатів покращення якості

Хоча традиційні методи добре себе зарекомендували у контрольованих та нескладних умовах, їх ефективність значно знижується в реальних промислових сценаріях. Нерівномірне освітлення поверхні, змінна товщина індикаторних ліній, залишки суспензії та артефакти поверхні призводять до помилок сегментації та некоректного виділення контурів дефектів. Особливо складними є випадки, коли дефекти слабо виражені, розмиті, частково перекриті або маскуються шумами – у таких умовах система може як “винаходити” дефекти там, де їх немає (хибнопозитивні результати), так і пропускати реальні ушкодження (хибнонегативні результати).

При широкому різноманітті форм та типів дефектів виникає необхідність постійної участі оператора для коригування параметрів обробки, підтвердження або спростування знайдених підозрілих зон. Через це класичні алгоритми не можуть забезпечити повністю автономну та стабільну роботу в умовах, що

змінюються, і не дають можливості створити універсальне рішення без ручного налаштування та втручання оператора при зміні типу деталі, середовища або умов контролю.

1.3.3. Інтелектуальні методи автоматизованого аналізу зображень в магнітопорошковому НК

Останніми роками автоматизація процесів магнітопорошкового контролю (МПК) значно активізувалася завдяки розвитку комп'ютерного зору та методів штучного інтелекту. Сучасні технології дозволяють не лише підвищити точність виявлення дефектів, а й зменшити вплив суб'єктивного фактору, який характерний для традиційного візуального аналізу індикаторної картини. В умовах високої складності геометрії виробів та різноманіття типів дефектів застосування інтелектуальних методів стає особливо актуальним.

Сучасним напрямом автоматизації МПК є використання методів машинного навчання та глибоких нейронних мереж. На відміну від класичних алгоритмів обробки зображень, ці підходи дозволяють комплексно аналізувати індикаторний рисунок, враховуючи текстуру, просторові зв'язки та контекст дефектів. Методи машинного навчання спираються на набір ознак, таких як розмір, форма, орієнтація та текстура, для класифікації дефектів, при цьому часто застосовуються алгоритми SVM (Support Vector Machine), Random Forest або k-найближчих сусідів (k-NN).

Хоча на початкових етапах розвитку ці методи забезпечували певну ефективність, сучасні нейромережеві підходи продемонстрували значно кращі результати за підсумками численних дослідницьких конкурсів і практичних застосувань. Згорткові нейронні мережі (CNN) здатні автоматично виділяти релевантні ознаки зображень, навчатися на великих вибірках та досягати високої точності розпізнавання навіть складних дефектних структур.

Додатково, сучасні архітектури мереж, такі як U-Net або Mask R-CNN, забезпечують не лише виявлення дефектів, а й їх сегментацію, що дозволяє

отримувати детальну інформацію про форму, розміри та просторове розташування аномалій. Це відкриває можливості для точного контролю якості та інтеграції автоматизованих систем МПК у промислові лінії безпосередньо під час виробництва.

Перевагами застосування CNN (рис.1.7.) у магнітопорошковому контролі є стійкість до шумів і варіацій зображення, здатність до самонавчання та підвищення точності з розширенням навчальної вибірки, а також можливість роботи в режимі реального часу. Основним обмеженням залишається необхідність створення репрезентативної бази зображень із попередньо нанесеною розміткою для навчання нейронної мережі, що вимагає значних ресурсів на підготовку даних.

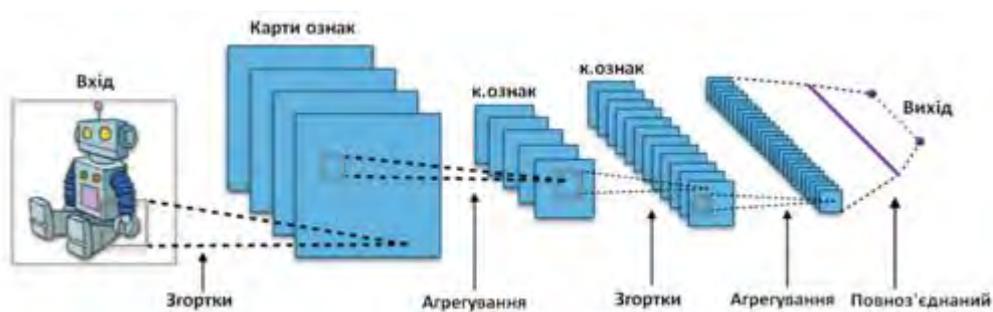


Рис.1.7. Зображення згорткової нейронної мережі [11]

Порівняльний аналіз (табл.1.3.) методів автоматизованого детектування дефектів магнітопорошкового контролю показує суттєві відмінності між традиційними алгоритмами обробки даних, класичними методами машинного навчання та сучасними нейронними мережами (CNN/Deep Learning). Основним критерієм, що визначає вибір алгоритму, є потреба у навчанні системи. Традиційні алгоритми, які базуються на класичних методах цифрової обробки сигналів і зображень, не потребують попереднього навчання і застосовуються на основі жорстко заданих правил, що спрощує їх впровадження, проте обмежує адаптивність до різноманітних умов контролю. Класичні алгоритми машинного навчання вимагають помірного обсягу підготовлених навчальних даних для

побудови моделей класифікації дефектів, тоді як нейронні мережі потребують значно більшої кількості навчальних даних і обчислювальних ресурсів, що є обмежуючим фактором при впровадженні в промислових умовах.

Щодо точності, традиційні алгоритми забезпечують показники на рівні 65–80%, що є достатнім для базових завдань, але недостатнім для контролю відповідальних деталей. Методи класичного машинного навчання підвищують точність до 80–90%, тоді як нейронні мережі демонструють найвищі значення – 92–98%, що робить їх оптимальними для задач автоматичного розпізнавання складних дефектів і аналізу великої кількості даних.

Табл.1.3. Порівняльний аналіз методів

Критерій	Традиційні алгоритми	ML (класичне)	Нейронні мережі (CNN/Deep Learning)
Потреба у навчанні	Не потрібне	Помірна	Висока
Точність	65–80%	80–90%	92–98%
Робота зі складними зображеннями	Обмежена	Середня	Висока
Стійкість до шумів	Низька	Середня	Висока
Швидкість обробки	Висока	Висока	Висока (за наявності GPU)
Гнучкість та масштабованість	Низька	Середня	Висока
Впровадження у промисловість	Просте	Середнє	Ускладнене (потрібна база та ресурси)

При роботі зі складними зображеннями традиційні алгоритми мають обмежені можливості, оскільки вони не здатні ефективно враховувати варіативність контурів, текстур та шумів на поверхні виробу. Методи машинного навчання забезпечують середній рівень адаптивності, тоді як нейронні мережі, завдяки багаторівневій обробці інформації, демонструють високий рівень точності і здатні виділяти дефекти навіть на складних або нерівномірних поверхнях.

Стійкість до шумів та випадкових перешкод також значно відрізняється між підходами. Традиційні алгоритми вразливі до шумів і артефактів, що може

призводити до хибнопозитивних результатів. Методи машинного навчання забезпечують середню стійкість, а нейронні мережі характеризуються високою здатністю ігнорувати шуми та виділяти релевантні ознаки дефектів.

Щодо швидкості обробки, усі розглянуті підходи здатні виконувати аналіз даних із високою швидкістю, проте використання нейронних мереж потребує наявності графічних процесорів (GPU) для забезпечення оптимальної продуктивності, особливо при роботі з великими масивами зображень.

Гнучкість та масштабованість систем також варіюється: традиційні алгоритми є жорстко заданими і не дозволяють легко адаптуватися до нових умов або типів виробів, методи класичного машинного навчання забезпечують середню гнучкість, тоді як нейронні мережі відзначаються високою адаптивністю та можливістю масштабування для різних виробів і виробничих умов.

Впровадження у промислове середовище також має свої особливості. Традиційні алгоритми відзначаються простотою інтеграції і низькими вимогами до ресурсів, тоді як класичні методи машинного навчання потребують більшої підготовки і налаштування, а нейронні мережі ускладнені необхідністю наявності великої бази навчальних даних і обчислювальної потужності, що потребує додаткових інвестицій та ресурсів.

Таким чином, проведений аналіз демонструє, що вибір методів автоматизованого детектування дефектів у магнітопорошковому контролі повинен ґрунтуватися на комплексній оцінці ряду факторів: точності алгоритмів, складності об'єктів контролю, доступності ресурсів для навчання та обробки даних, а також вимог до швидкодії та стабільності системи в умовах реального виробничого середовища.

Існує широкий спектр методів автоматизації МПК, включно з класичними алгоритмами обробки зображень, машинним навчанням та глибинними нейронними мережами. Проте кожен із цих підходів має свої обмеження. Основними проблемами впровадження автоматизованих систем є недостатність якісних навчальних датасетів, що особливо критично для рідкісних або

нетипових дефектів. Крім того, високою складністю є значна варіативність індикаторних відбитків, яка залежить від параметрів нанесення магнітної суспензії, кваліфікації оператора, умов освітлення та інтенсивності магнітного поля.

Для забезпечення коректної роботи алгоритмів обробки зображень необхідна стандартизація процесу фотографування або сканування, що гарантує однакові умови отримання даних. Додатково залишається проблема хибних спрацьовувань, які можуть виникати через наявність забруднень, подряпин або залишків суспензії на поверхні виробу. Впровадження інтелектуальних систем автоматизації МПК також пов'язане з високими витратами на обладнання та потребою у підготовці кваліфікованого персоналу для налаштування та обслуговування таких систем.

Узагальнюючи, ефективне застосування інтелектуальних методів у магнітопорошковому контролі потребує не лише вибору оптимального алгоритму, а й комплексного підходу до підготовки даних, стандартизації процесу та забезпечення ресурсної та кадрової підтримки виробництва.

1.4. Огляд існуючих робіт з автоматизації магнітопорошкового контролю

Автоматизація магнітопорошкового контролю є важливим напрямом у розвитку технологій неруйнівного контролю, спрямованим на підвищення точності, швидкості та повторюваності результатів. Сучасні дослідження та розробки в цій галузі охоплюють різноманітні аспекти, включаючи застосування штучного інтелекту, робототехніки та інтеграцію з виробничими лініями [12].

Одним із прикладів є система CRACKVIEW AI від компанії KARL DEUTSCH, яка використовує штучний інтелект для автоматизованого виявлення дефектів під час магнітопорошкового тестування. Ця система включає в себе інтерфейс між нейронною мережею, камерами та програмованим логічним контролером (PLC), що дозволяє здійснювати автоматичну оцінку зображень,

отриманих під час тестування. Розробка також передбачає використання мобільних тестових стендів для зручності впровадження в виробничі умови [13].

Іншим прикладом є система PROMAG AI, яка поєднує в собі обладнання для магнітопорошкового та флуоресцентного проникного контролю з програмним забезпеченням на основі штучного інтелекту. Ця система забезпечує повну автоматизацію процесу інспекції та розпізнавання дефектів, що дозволяє знижувати витрати на перевірку та підвищувати ефективність виробництва [14].

Також варто зазначити дослідження, проведене компанією JTEKT, яке демонструє технологію автоматизації процесу магнітопорошкового контролю, здатну виявляти кілька типів тріщин у виробах зі складними формами. Досягнута точність прийняття рішень включає 0% хибно-негативних результатів та менше 5% хибно-позитивних у масовому виробництві. Це стало можливим завдяки поєднанню рішень на основі глибокого навчання та методів нанесення магнітного порошку, що полегшують екстракцію ознак [15].

Загалом, сучасні дослідження в галузі автоматизації магнітопорошкового контролю підтверджують перспективність впровадження інтегрованих систем, які поєднують робототехніку, штучний інтелект та передові методи обробки зображень. Це дозволяє підвищити ефективність виявлення дефектів, зменшити трудомісткість та інтегрувати процеси контролю з цифровими системами збору та обробки даних. Проте існують технічні обмеження, пов'язані з необхідністю стандартизації умов нанесення суспензії та освітлення, високою вартістю обладнання та потребою у кваліфікованому персоналі для налаштування систем.

Таким чином, подальший розвиток автоматизованого магнітопорошкового контролю спрямований на поєднання робототехнічних платформ, алгоритмів обробки зображень та інтелектуальних моделей розпізнавання дефектів, що відкриває нові можливості для підвищення якості та ефективності виробничих процесів [16].

1.5. Постановка завдання

Метою даної роботи є розробка автоматизованої системи магнітопорошкового контролю феромагнітних виробів, здатної забезпечувати високоточне виявлення та класифікацію дефектів, а також документування результатів контролю. Система повинна передбачати інтеграцію сучасних апаратних і програмних рішень, що дозволяє здійснювати контроль у режимі реального часу з мінімальним втручанням оператора.

Основним завданням буде організація комплексного процесу автоматизованого контролю, що включає роботизоване нанесення магнітного порошку на поверхню виробу для формування видимих відбитків дефектів, оптичне зчитування результатів за допомогою високочутливих камер, які фіксують розташування та форму індикаторних рисунків, а також обробку отриманих зображень із застосуванням алгоритмів цифрової фільтрації, сегментації, порогового визначення та екстракції ознак. Для автоматичної класифікації дефектів планується використання методів машинного навчання та нейронних мереж, що забезпечує визначення їх форми, розмірів і глибини.

У межах поставленого завдання система має забезпечувати стабільне розпізнавання щонайменше трьох визначених класів дефектів із середньою достовірністю не нижче 50 %. Для цього важливим є коректне формування вибірки, збалансування даних за кожним класом та обмеження частки штучно створених прикладів, які здатні знижувати здатність моделі до узагальнення. Значну роль відіграє також оптимізація параметрів попереднього оброблення зображень, яка дозволяє зберігати дрібні індикаторні структури та підвищувати стійкість до низького контрасту й зашумлення, що сприяє зменшенню кількості хибнопозитивних і хибнонегативних рішень.

Розроблена система повинна стабільно функціонувати в умовах промислового виробництва, бути адаптивною до різних форм і розмірів виробів та підтримувати інтеграцію з наявними цифровими платформами керування. Основними орієнтирами є мінімізація впливу людського фактора, підвищення

точності та повторюваності результатів, а також скорочення часу обробки великих партій продукції. Поєднання роботизованої апаратури, цифрової обробки зображень і інтелектуальних алгоритмів аналізу створює передумови для підвищення ефективності магнітопорошкового контролю та забезпечення надійної діагностики технічного стану виробів.

У межах роботи буде створено інтегрований прототип автоматизованої системи, що включатиме апаратну платформу для проведення контролю, програмні модулі для оброблення даних та інтелектуальний блок класифікації дефектів. Особлива увага приділятиметься розробленню алгоритмів, здатних працювати у режимі реального часу, та створенню інтерфейсу оператора для перегляду результатів, формування звітів і відстеження історії контролю. Комплексне поєднання цих рішень забезпечить високий рівень надійності та стане основою для подальшої модернізації й масштабування системи в промислових умовах.

1.6. Висновки до розділу

Проведено аналіз сучасних методів неруйнівного контролю металевих виробів. Визначено, що ультразвуковий, магнітопорошковий та візуально-оптичний методи є найбільш ефективними для автоматизації, оскільки вони забезпечують високу інформативність, безпечність для оператора та можливість цифрової обробки даних. Серед них обрано магнітопорошковий метод як пріоритетний для подальшого впровадження через його надійність у виявленні поверхневих та близькоповерхневих дефектів на металевих виробах.

Огляд існуючих автоматизованих систем показав, що провідні рішення базуються на застосуванні комп'ютерного зору, глибоких нейронних мереж та роботизованих комплексів. Водночас виявлено основні недоліки таких систем: високу вартість обладнання, складність адаптації алгоритмів до різних типів матеріалів та залежність від умов зовнішнього середовища.

Серед ключових викликів автоматизації виділено потребу у великих масивах навчальних даних для моделей штучного інтелекту, складність калібрування системи та значні витрати на впровадження та обслуговування. Для подолання цих обмежень запропоновано напрями вдосконалення, зокрема застосування глибоких нейронних мереж, хмарних обчислень та роботизованих систем для точного позиціонування датчиків.

Отримані результати дослідження підтверджують доцільність використання магнітопорошкового методу в автоматизованих системах неруйнівного контролю. Впровадження цього методу дозволяє підвищити достовірність виявлення дефектів, швидкодію перевірки та загальну ефективність процесу контролю якості металевих виробів.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ І ТЕХНІЧНИХ ЗАСОБІВ

2.1. Розробка структурної схеми

Для автоматизації магнітопорошкового контролю використовується система, що поєднує механізми намагнічення, нанесення індикаторної суспензії, освітлення, знімання та подальшого аналізу зображень. Основні вузли установки та зв'язки між ними наведено на структурній схемі (рис. 2.1).

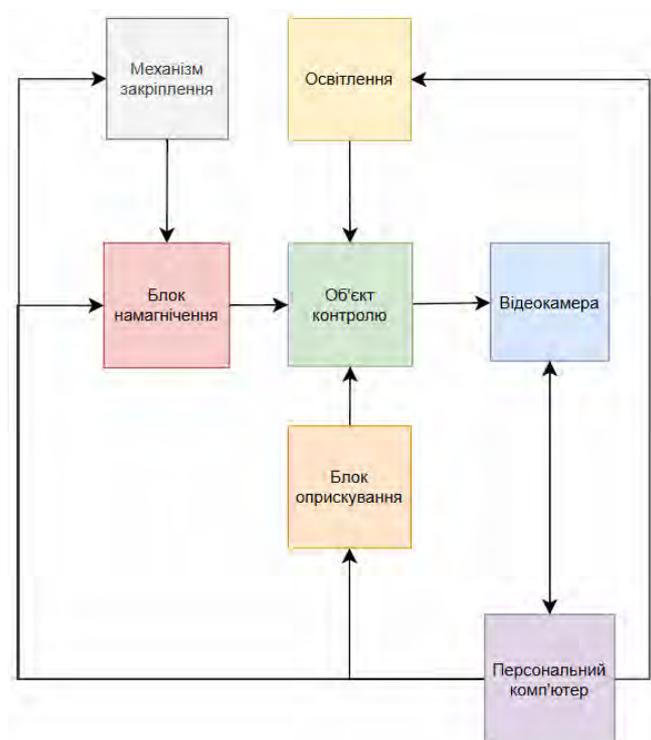


Рис.2.1. Структурна схема

Об'єкт контролю спочатку встановлюють у тримач, що забезпечує його фіксацію та правильне положення відносно робочої зони. У місці закріплення деталь намагнічується двома способами: пропусканням електричного струму крізь об'єкт та дією зовнішнього магнітного поля. Таке поєднання створює магнітний стан, у якому витоки потоку проявляються найповніше.

Після намагнічення поверхню об'єкта рівномірно оприскують магнітною суспензією. Частинки реагують на локальні витоки, концентруючись у зонах

можливих дефектів. Для підсилення видимості індикаторного шару поверхню освітлюють ультрафіолетовою лампою, що дає змогу чітко розпізнати скупчення частинок.

Камера виконує знімання поверхні, а отримане зображення надходить до персонального комп'ютера. Програмна система обробляє кадри, виділяє ділянки з характерним накопиченням частинок і визначає, чи присутні на об'єкті дефекти.

2.2. Огляд камер

Ефективність автоматизованої системи магнітопорошкового контролю значною мірою залежить від якості первинного зображення, що формує камера, оскільки саме це зображення визначає точність подальших етапів сегментації, виділення індикаторних рисунків та автоматизованої класифікації дефектів. Тому вибір камер для такого типу контролю потребує врахування підвищених вимог до параметрів сенсора, типу зчитування, оптичних характеристик, спектральної чутливості та загальної роздільної здатності.

Під час аналізу доступних технічних рішень першочергову увагу приділяли здатності камери забезпечувати високу світлочутливість і низький рівень шумів, що дає можливість фіксувати мінімальні зміни яскравості, характерні для осідання магнітного порошку. Також принципово важливою є наявність електронного глобального затвора, який запобігає появі геометричних спотворень під час руху деталі або при використанні імпульсного та стробованого ультрафіолетового освітлення, типовим для флуоресцентного магнітопорошкового контролю.

Не менш суттєвим критерієм є сумісність камери з промисловою оптикою, що дозволяє адаптувати систему до необхідного поля зору, відстані до об'єкта та мінімального розміру дефекту, який потребує виявлення. Важливим є й спектральний діапазон чутливості сенсора: для флуоресцентного контролю

потрібна максимальна чутливість у зеленій ділянці спектра, де зосереджено світіння індикаторних частинок суспензії.

Комплексний огляд сучасних промислових камер засвідчив, що найбільш збалансоване поєднання технічних параметрів демонструють монохромні CMOS-камери з інтерфейсами USB 3.0 або GigE, глобальним затвором та роздільною здатністю на рівні 3–5 Мп. Такі характеристики забезпечують достатню деталізацію та стабільність реєстрації індикаторних слідів, що робить їх оптимальними для використання в автоматизованих системах магнітопорошкового контролю.

2.2.1. Вибір типу камери

За результатами аналізу доступних технічних рішень для задач флуоресцентного магнітопорошкового контролю було обрано промислову камеру Teledyne FLIR Blackfly S BFS-U3-200S6M-C (рис.2.1.) із роздільною здатністю 20 Мп. Дана модель забезпечує значно вищу просторову деталізацію порівняно зі стандартними 3–5 Мп камерами, що є критично важливим при виявленні дрібних поверхневих дефектів та слабо виражених індикаторних слідів.

Ключовим аргументом на користь вибору камери Teledyne (FLIR) Blackfly S 20 MP є поєднання високої роздільної здатності, чутливого монохромного сенсора та надійної геометричної корекції зображення. Монохромний CMOS-сенсор Sony Pregius S із глобальним затвором забезпечує точне відтворення індикаторних рисунків без спотворень типу «косоного зчитування», а зменшений розмір пікселя (2,4 μm) дозволяє фіксувати тонкі градієнти яскравості, характерні для флуоресцентних слідів дефектів [17].

Висока світлочутливість у зеленій ділянці спектра (~ 525 нм) і відсутність кольорового фільтра Байера забезпечують максимальний сигнал на піксель, що дозволяє чітко відображати навіть слабкі індикаторні відкладення на ранніх стадіях накопичення порошку. Камера підтримує широкий діапазон експозицій

та високу частоту кадрів, що дає змогу застосовувати її як у статичному режимі, так і у потокових виробничих процесах. Оптична сумісність із промисловими об'єктивами формату C-mount забезпечує гнучке налаштування поля зору під конкретні геометричні параметри контрольованих деталей.



Рис.2.1. Teledyne FLIR Blackfly S BFS-U3-200S6M-C

Ключові характеристики камери:

- Роздільна здатність: 20 Мп (5472×3648)
- Розмір пікселя: 2,4 μm
- Тип затвора: Global Shutter
- Інтерфейс: USB 3.1 / GigE

Фотоматеріали, отримані за допомогою цієї камери, підтверджують необхідний рівень контрастності та деталізації, що робить Teledyne (FLIR) Blackfly S 20 MP оптимальним рішенням для високоточних автоматизованих систем магнітопорошкового контролю [18].

2.2.2. Роздільна здатність

Характеристики камери визначають можливості системи магнітопорошкового контролю, оскільки саме оптичний модуль формує

індикаторне зображення дефектів і визначає межі просторової роздільної здатності. Для подальшого аналізу розглянуто модель Teledyne (FLIR) Blackfly S 20 Мп, технічні параметри якої забезпечують високоточну реєстрацію флуоресцентних індикаторних рисунків.

Тип сенсора – монохромний CMOS без кольорових фільтрів, що підвищує світлочутливість та покращує співвідношення сигнал/шум. Завдяки цьому камера здатна фіксувати навіть слабкі локальні зміни яскравості, характерні для тонких поверхневих тріщин та слабо виражених індикаторних слідів. Використання глобального затвора забезпечує одночасне зчитування всієї матриці, усуваючи геометричні спотворення під час руху деталі, імпульсного намагнічування або стробованого ультрафіолетового освітлення.

Обрана конфігурація Blackfly S має роздільну здатність 20 Мп (5472×3648), що дозволяє отримати високу деталізацію та виявляти дефекти, розмір яких становить кілька пікселів. Спектральна чутливість сенсора має максимум у зеленій ділянці спектра (~525 нм), що відповідає світінню флуоресцентних суспензій і забезпечує високий контраст індикаторного рисунка. Камера підтримує інтерфейси USB 3.1 та GigE, а конструкція сумісна з промисловими об'єктивами формату C-mount, що дозволяє оптимізувати фокусну відстань і поле зору залежно від геометрії деталі та мінімального розміру дефекту [19].

Для кількісної оцінки можливостей камери виконано розрахунок кута огляду одного пікселя та відповідного лінійного розміру ділянки об'єкта. Вихідні дані включають: довжину хвилі $\lambda = 525$ нм, відстань до об'єкта $D = 350$ мм, розмір пікселя сенсора $d = 2,4$ μm та фокусну відстань $f = 6$ мм. Кут огляду одного пікселя обчислюється за формулою:

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

Для прикладної фокусної відстані $f = 6$ мм отримано:

$$\theta = 2 \cdot \operatorname{atan} \left(\frac{2,4 \cdot 10^{-6}}{0,006} \right) = 4 \cdot 10^{-4} \text{ (рад)} \quad (2.2)$$

Лінійний розмір ділянки об'єкта, що відповідає одному пікселю, визначається співвідношенням:

$$S = d \cdot \frac{D}{f} \quad (2.3)$$

$$S = 2.4 \cdot 10^{-6} \cdot \frac{0.35}{0.006} = 140 \text{ мкм} \quad (2.4)$$

Просторова межа, оцінена за аналогією з використанням у попередньому розділі методом (через половинний кут та тангенс), задається рівнянням:

$$S = \frac{\lambda}{\left(2 \cdot \tan\left(\frac{\theta}{2}\right)\right)} \quad (2.5)$$

$$S = \frac{525 \cdot 10^{-4}}{\left(2 \cdot \tan\left(\frac{4 \cdot 10^{-4}}{2}\right)\right)} = 310 \text{ мкм} \quad (2.6)$$

Отримані результати показують, що лінійний масштаб проєкції становить приблизно 140 μm /піксель, а дифракційна межа – близько 310 μm , залежно від характеристик об'єктива. У поєднанні з високою роздільною здатністю матриці це забезпечує надійне виявлення дефектів, що займають кілька пікселів, та суттєво покращує сегментацію слабо виражених індикаторних слідів.

Таким чином, використання камери Teledyne (FLIR) Blackfly S 20 Мп підвищує точність, стабільність і просторову роздільну здатність автоматизованої системи магнітопорошкового контролю, роблячи її придатною для високоточного неруйнівного контролю у промислових умовах.

2.3. Вибір ультрафіолетової лампи

Ультрафіолетове освітлення є ключовим елементом систем магнітопорошкового контролю, особливо при використанні флуоресцентних суспензій, оскільки від його параметрів залежать видимість дефектів, контрастність зображення та ефективність автоматизованої обробки. Основними критеріями вибору УФ-лампи є довжина хвилі випромінювання, інтенсивність світла, рівномірність освітлення, безпека оператора та стабільність роботи під час тривалої експлуатації.

Для магнітопорошкового контролю застосовують лампи з довжиною хвилі 365–395 нм, оскільки більшість флуоресцентних порошоків світяться саме в цьому діапазоні. Інтенсивність світла повинна бути достатньою для яскравого сигналу від порошку без перегрівання або пошкодження деталі. Рівномірне підсвічування всієї контрольованої поверхні особливо важливе на великих або нерівних деталях, щоб уникнути локальних засвітлень чи затемнень, що знижують точність автоматичної обробки зображень [20].

Безпека оператора також враховується: лампи високої інтенсивності потребують захисних екранів або спеціальних окулярів. Надійність і довговічність джерела забезпечують стабільність результатів контролю протягом тривалого часу.

Для нашого проекту ми обрали світлодіодну ультрафіолетову лампу 12 Watt Ultraviolet LED Emitter 365 nm. (рис.2.2.) Ця лампа має оптимальну довжину хвилі для активації флуоресцентних порошоків і забезпечує яскраве, стабільне та рівномірне освітлення контрольованої поверхні. LED-технологія гарантує низьке тепловиділення, що зменшує ризик пошкодження матеріалу деталі, та довгий термін служби лампи без значної деградації світлового потоку. Потужність 12 Вт дозволяє отримати інтенсивне підсвічування навіть на середніх за розміром деталях, а компактний корпус дає змогу легко інтегрувати лампу у стаціонарні або автоматизовані установки магнітопорошкового контролю [21].



Рис.2.2. 12 Watt Ultraviolet LED Emitter 365 nm

Завдяки цим характеристикам обрана лампа забезпечує високу ефективність виявлення дефектів, сумісна з промисловими системами та сприяє точності та повторюваності результатів контролю [22].

2.4. Розробка конструкції установки

Фізична установка для магнітопорошкового контролю є комплексом обладнання, що забезпечує точне розташування деталі, оптимальне освітлення та надійну фіксацію зображення для автоматизованого або ручного аналізу. Основними складовими установки є корпус, кріплення об'єктів контролю, рухомі елементи намагнічення, панель керування, ультрафіолетові лампи, поливалки та камери (рис. 2.3.).

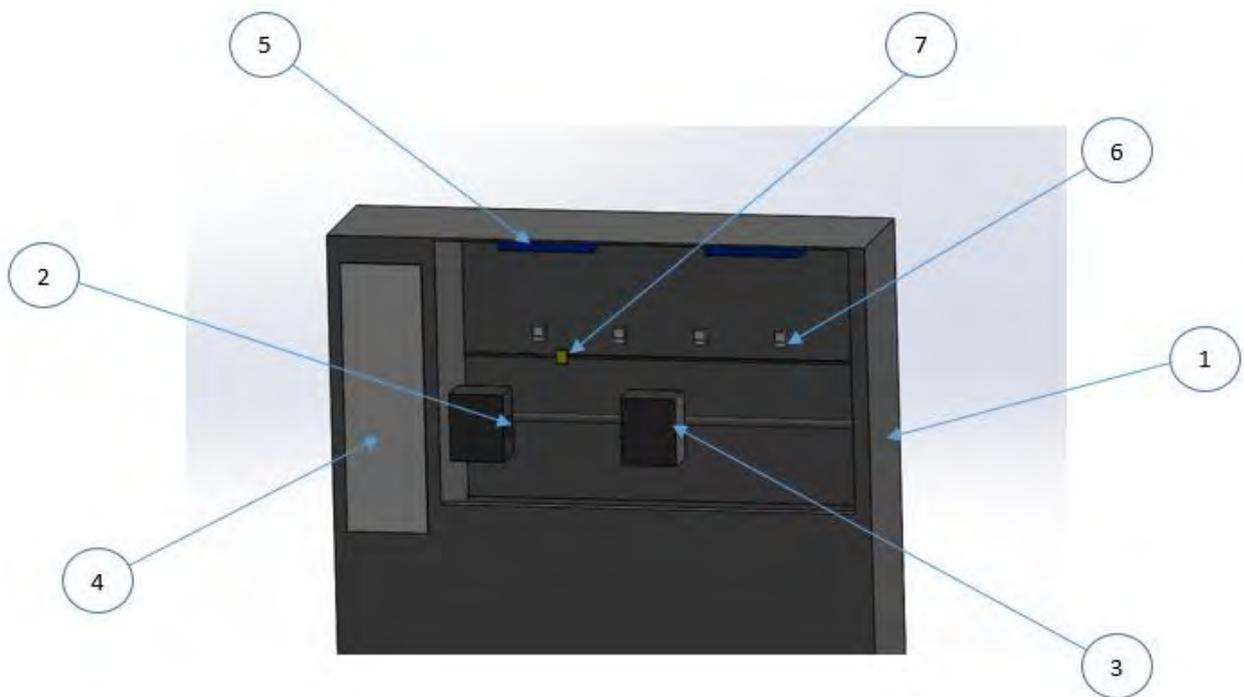


Рис. 2.3. Розроблена фізична установка

1 – корпус, 2 – кріплення об'єктів контролю, 3 – рухомі елементи намагнічення, 4 – панель керування установкою, 5 – УФ лампи, 6 – розприскувачі, 7 - камера

При розробці установки важливо забезпечити таке розташування камер і УФ-ламп, щоб їхнє поле огляду повністю покривало контрольовану поверхню деталі, а освітлення було рівномірним. Нерівномірне підсвічування або кут нахилу камери може призводити до спотворення контрастності флуоресцентного сигналу та пропуску дефектів. Камери закріплені жорстко з можливістю тонкого регулювання положення та фокусної відстані, що дозволяє підлаштувати систему під різні розміри деталей та поля огляду.

Система подачі та фіксації деталі включає як стаціонарні тримачі, так і рухомі елементи для безперервної перевірки серій деталей. Для рухомих конвеєрів передбачено синхронізацію швидкості подачі з частотою зчитування камер та стабілізацію освітлення для усунення ефектів розмиття або мерехтіння.

Під час проектування особливу увагу приділено елементам, що забезпечують стабільність роботи оптичного та освітлювального обладнання в умовах впливу магнітного пилу, інтенсивного ультрафіолетового випромінювання та механічних вібрацій. Камери та УФ-лампи розміщені у захисних кожухах із локальними екранами та герметизованими перегородками, які запобігають потраплянню частинок суспензії та зменшують ризик деградації сенсорів. Передбачено регулювання інтенсивності ультрафіолетового освітлення, а також можливість встановлення додаткових фільтрів чи розсіювачів для оптимізації контрастності флуоресцентного сигналу залежно від геометрії та оптичних властивостей деталей. Така конструкція забезпечує стабільність параметрів знімання та повторюваність результатів під час тривалої роботи системи.

Розробка фізичної установки базується на комплексному підході, що враховує розміри деталей, роздільну здатність камер, спектральні властивості ультрафіолетового джерела та умови експлуатації. Такий підхід дозволяє створити надійну, ефективну і безпечну систему магнітопорошкового контролю, яка забезпечує високу точність виявлення навіть дрібних дефектів на поверхні деталей.

2.5. Вибір нейромережевої моделі

Для задач автоматизованого виявлення дефектів у магнітопорошковому контролі необхідна нейромережева модель, здатна ефективно поєднувати високу точність детекції з можливістю обробки зображень у реальному часі. Такі моделі повинні забезпечувати коректне виявлення дрібних дефектів, які часто мають міліметрові розміри та низький контраст, зберігати стабільність детекції при змінних умовах освітлення і флуоресценції магнітного порошку. Крім того, модель повинна працювати на середньому GPU або навіть CPU, що дозволяє інтегрувати систему в промислові лінії без потреби у високопродуктивному обладнанні. Врахування цих критеріїв є критичним для побудови ефективної системи магнітопорошкового контролю, яка поєднує точність виявлення дрібних дефектів із практичною застосовністю в промислових умовах [23].

Для вибору оптимальної нейромережевої моделі було проведено аналіз сучасних архітектур, які демонструють високі показники точності та швидкодії у задачах детекції об'єктів. Серед сучасних SOTA-рішень можна виділити три основні напрями. Перший – EfficientDet, який оптимізований для балансу між точністю та швидкістю і застосовується у випадках, коли важлива ефективна обробка багаторівневих ознак. Другий – DETR (Detection Transformer), перший трансформер для детекції об'єктів, що дозволяє враховувати глобальні взаємозв'язки на зображенні та ефективно працює на складних сценах. Третій напрям – YOLO (You Only Look Once), сімейство моделей реального часу, яке забезпечує високу швидкість детекції при збереженні точності і буде розглянуте як останнє, оскільки його особливості безпосередньо відповідають специфіці магнітопорошкового контролю.

2.5.1. EfficientDet

Архітектура EfficientDet (рис.2.4.) є однією з сучасних моделей детекції об'єктів, спроектованою для оптимального балансу між точністю та швидкістю.

Основною особливістю EfficientDet є використання BiFPN (Bi-directional Feature Pyramid Network), що дозволяє ефективно поєднувати багаторівневі ознаки з різних шарів нейронної мережі. Завдяки цьому модель краще виявляє об'єкти різного масштабу та зберігає компроміс між деталізацією та швидкістю [24].

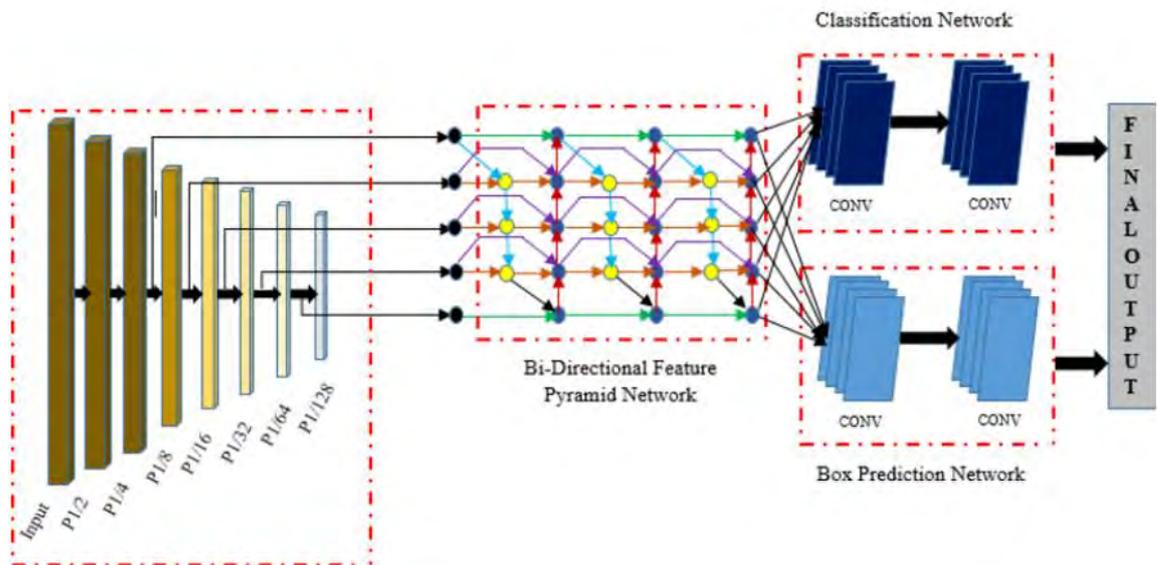


Рис. 2.4. Архітектура EfficientDet

EfficientDet має серію моделей від D0 до D7, де D0 є найменшою та швидкою, а D7 – максимальною за точністю, але із значними апаратними вимогами. Для задач магнітопорошкового контролю EfficientDet може демонструвати достатню точність при великій моделі, наприклад D3–D5, однак виникають труднощі при локалізації дрібних дефектів, особливо при обмеженій кількості навчальних даних.

Процес навчання EfficientDet потребує ретельного підбору гіперпараметрів, оскільки нестабільне налаштування може призвести до непередбачуваної збіжності та зниження ефективності на тестовій вибірці. Крім того, EfficientDet має нижчу швидкість порівняно з моделями реального часу: навіть на середніх GPU FPS зазвичай не перевищує 60, що обмежує використання моделі на конвеєрах або в інтегрованих промислових системах.

Загалом EfficientDet демонструє хорошу точність на великих об'єктах та складних сценах і забезпечує ефективну агрегацію ознак завдяки BiFPN, а також

дозволяє масштабувати точність через серії моделей D0–D7. Для задач магнітопорошкового контролю недоліками є складність навчання та чутливість до гіперпараметрів, погіршена детекція дрібних дефектів, відносно низька швидкодія для роботи в реальному часі та високі вимоги до збалансованого датасету.

2.5.2. DETR (Detection Transformer)

DETR (Detection Transformer рис.2.5.) є першою моделлю детекції, яка використовує архітектуру трансформера замість класичних CNN-пірамід для виявлення об'єктів. DETR забезпечує глобальну контекстуалізацію та дозволяє моделі враховувати відносини між усіма об'єктами на зображенні. Завдяки цьому модель добре справляється зі складними сценами, де об'єкти перекриваються або мають нестандартну композицію.

Основною перевагою DETR є відсутність необхідності використовувати евристичні процедури, такі як NMS (Non-Maximum Suppression), для усунення дублікатів рамок. Модель здатна безпосередньо формувати прогноз з однозначною відповідністю для кожного об'єкта, що спрощує процес детекції і зменшує потребу у додаткових алгоритмах постобробки [25].

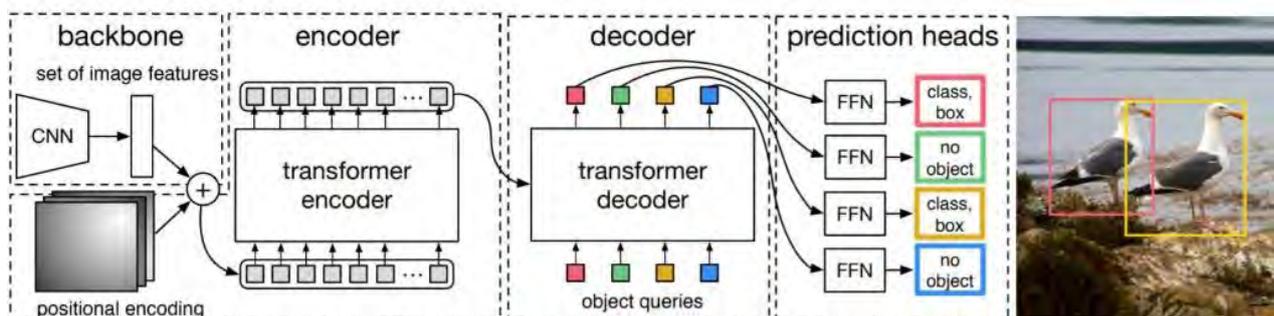


Рис. 2.5. Архітектура DETR (Detection Transformer)

Проте для задач магнітопорошкового контролю DETR має суттєві обмеження. Вона погано працює з дрібними дефектами без значного донавчання, вимагає тривалого навчання (300–500 epoch) для стабільної збіжності та потребує

великих обсягів даних для досягнення задовільної точності, що зазвичай становить десятки або сотні тисяч зображень. Крім того, модель має високі апаратні вимоги, велике затримування та низький FPS, що робить її непридатною для реального часу на промислових лініях.

Загалом DETR демонструє ефективну глобальну контекстуалізацію та хорошу роботу на складних сценах, забезпечуючи мінімум ручних налаштувань під час детекції. Водночас її недоліки для магнітопорошкового контролю включають обмежену здатність виявляти дрібні дефекти без модифікацій, тривале навчання, високі апаратні вимоги та низьку швидкість, що ускладнює інтеграцію в конвеєрні системи.

2.5.3. YOLO (You Only Look Once)

YOLO (You Only Look Once рис.2.6.) є сімейством моделей детекції об'єктів, розроблених для роботи в реальному часі. На відміну від EfficientDet та DETR, YOLO проєктувалася з акцентом на максимальну швидкість при збереженні високої точності, що робить її особливо придатною для інтеграції в промислові системи магнітопорошкового контролю. Архітектура YOLO включає мультишарові писк-структури, такі як PAN або BiFPN, які ефективно поєднують ознаки різних масштабів, забезпечуючи стабільну детекцію дрібних дефектів навіть при низькому контрасті [26].

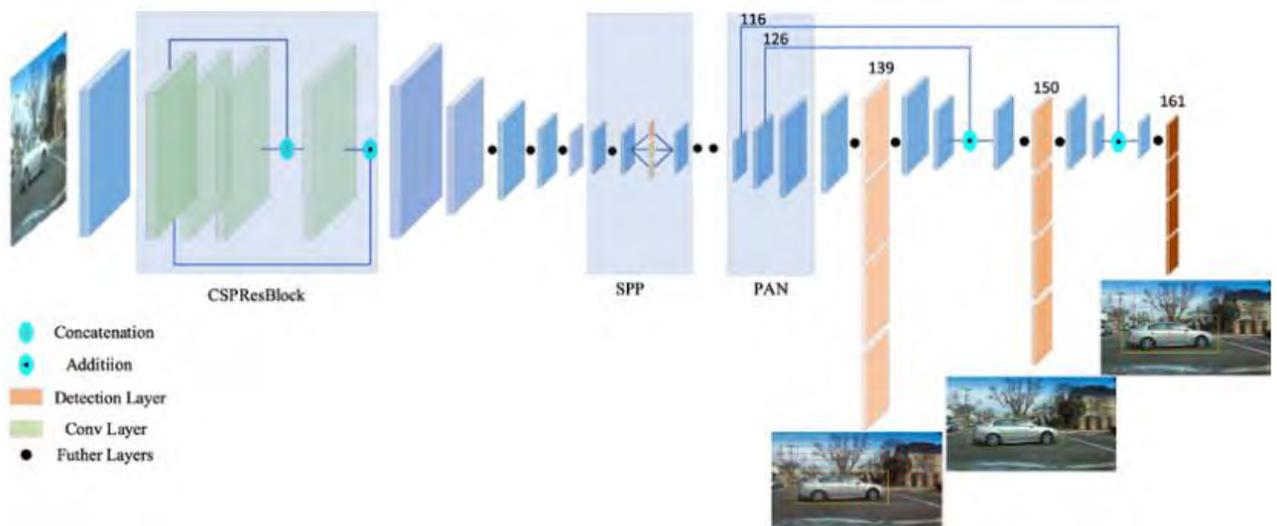


Рис. 2.6. Архітектура YOLO (You Only Look Once)

Моделі сімейства YOLO, зокрема остання версія YOLOv11, демонструють високу швидкість на GPU середнього рівня, а також прийнятну продуктивність на CPU, що дозволяє застосовувати їх у вбудованих системах або на конвеєрах без потреби у потужному апаратному забезпеченні. Крім того, YOLO показує стійку збіжність під час навчання і може ефективно навчатися на обмеженій кількості даних, що є критично важливим для задач магнітопорошкового контролю, де датасети зазвичай невеликі.

Основною перевагою YOLO є баланс між точністю та швидкістю, що дозволяє виявляти дрібні лінійні тріщини та інші дефекти в реальному часі, забезпечуючи надійну локалізацію та прогноз. Модель легко переноситься на промислове обладнання, підтримує великий набір інструментів для аугментацій, маркування та експорту в різні формати, включно з ONNX та TensorRT. Завдяки цьому YOLO є найбільш придатним вибором для автоматизації процесів магнітопорошкового контролю, поєднуючи ефективність, стабільність та практичну застосовність у промислових умовах [27].

2.5.4. Порівняльний аналіз моделей

Порівняльний аналіз моделей EfficientDet, DETR та YOLO дозволяє оцінити їхні переваги та обмеження у задачах магнітопорошкового контролю. EfficientDet забезпечує добру точність на великих об'єктах та складних сценах завдяки архітектурі ViFPN, яка ефективно поєднує багаторівневі ознаки. Однак для виявлення дрібних дефектів її можливості обмежені, навчання є чутливим до гіперпараметрів, а швидкодія на середніх GPU не перевищує 60 FPS, що ускладнює застосування у системах реального часу.

DETR пропонує унікальні переваги, пов'язані з глобальною контекстуалізацією та відсутністю потреби у евристичних процедурах, таких як NMS. Модель добре працює на складних сценах із перекриваючимися об'єктами. Проте вона вкрай погано справляється з дрібними дефектами без значного донавчання, має великі апаратні вимоги, тривале навчання та низьку швидкодію, що робить її малопридатною для інтеграції в конвеєрні або вбудовані промислові системи.

YOLO, зокрема версія YOLOv11, демонструє оптимальний баланс між точністю та швидкістю. Модель ефективно виявляє дрібні лінійні тріщини та інші дефекти, працює у реальному часі на середніх GPU і навіть на CPU, стабільно навчається на відносно невеликих датасетах та легко інтегрується у промислові лінії. Крім того, YOLO підтримує широкий набір інструментів для аугментацій, маркування та експорту у формати, сумісні з edge-пристроями.

Таким чином, порівняльний аналіз свідчить (рис.2.7.), що EfficientDet та DETR мають певні переваги у специфічних задачах або для великих даних, але для автоматизованого виявлення дрібних дефектів у магнітопорошковому контролі найкращим вибором є YOLO. Вона поєднує високу точність локалізації, реальний час роботи, стійкість до низького контрасту та практичну застосовність на промисловому обладнанні.

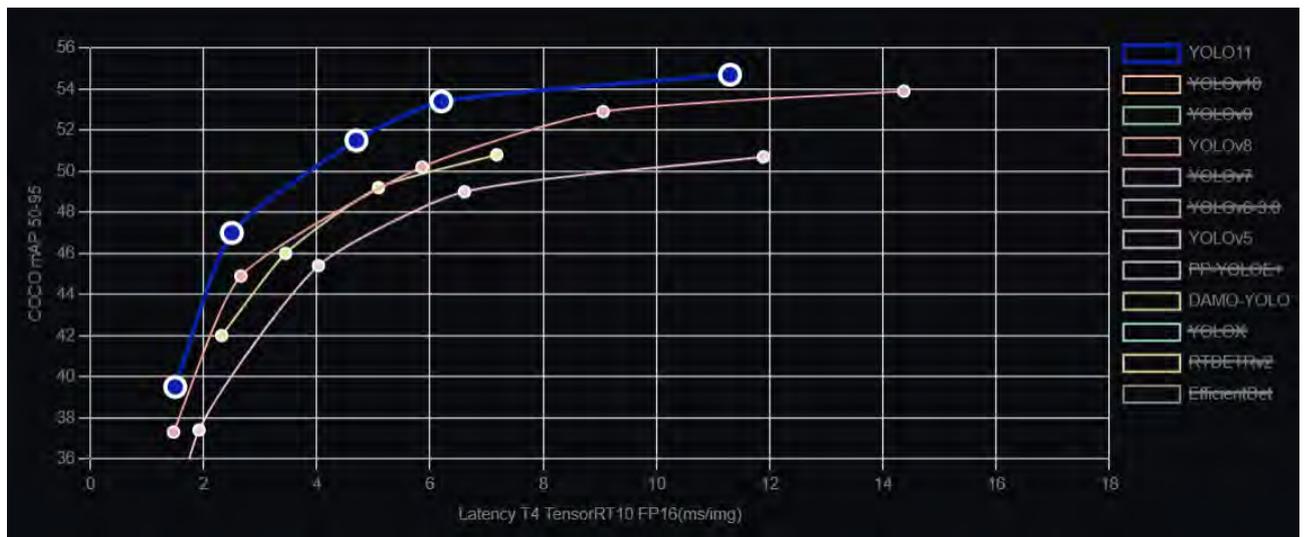


Рис.2.7. Порівняльний аналіз різних моделей YOLO [23]

Нижче наведено детальне технічне порівняння моделей (Табл.2.5.1.) EfficientDet, DETR та YOLO за основними параметрами, що є критичними для задач магнітопорошкового контролю. Порівнюються здатність до виявлення дрібних дефектів, швидкодія на середніх GPU та CPU, стабільність навчання, вимоги до обсягів даних та можливості інтеграції у промислові системи. Такий аналіз дозволяє наочно оцінити переваги та обмеження кожної архітектури та обґрунтовано обрати оптимальне рішення для автоматизованої детекції дефектів у реальному часі.

Табл.2.5.1. Порівняння моделей

Параметр	EfficientDet	DETR (Detection Transformer)	YOLO (You Only Look Once, v11)
Підхід/архітектура	CNN з ViFPN для багаторівневої агрегації ознак	Трансформер, глобальна контекстуалізація	CNN з мультишаровими писк-структурами (PAN/BiFPN)
Виявлення дрібних об'єктів	Середня точність; обмежена на малих об'єктах	Погана без додаткового донавчання	Висока точність навіть для дрібних об'єктів
Швидкодія (FPS на середньому GPU)	~40–60	~20–30	~50–160
Швидкодія на CPU	Низька, ~3–8 FPS	Дуже низька, ~2–5 FPS	Прийнятна, ~5–12 FPS

Стабільність навчання	Чутлива до гіперпараметрів, потребує ретельного налаштування	Потребує довгого навчання (300–500 епох)	Стабільна збіжність, проста оптимізація (SGD/Adam)
Вимоги до даних	Середні; потребує збалансованого датасету	Високі; десятки/сотні тисяч зображень	Низькі; ефективно навчається навіть на 300–600 зображеннях
Можливість інтеграції у реальний час	Обмежена через FPS	Непридатна для конвеєрних систем	Висока, оптимальна для промислових ліній
Переваги	Висока точність на великих об'єктах, ефективна агрегація ознак, масштабування серій моделей D0–D7	Глобальна контекстуалізація, мінімум евристик, хороша робота на складних сценах	Висока швидкодія, стабільне виявлення дрібних об'єктів, легка інтеграція, підтримка аугментацій та експорту
Недоліки для МРІ	Погане виявлення дрібних об'єктів, чутливість до гіперпараметрів, нижча швидкодія	Не підходить для дрібних дефектів без модифікацій, довге навчання, високі апаратні вимоги, низький FPS	Потребує більше ресурсів на дуже великі сцени, але практично не має критичних обмежень для МРІ

Обрання YOLO як основної моделі для системи магнітопорошкового контролю пояснюється порівняльним аналізом сучасних архітектур. EfficientDet має певні переваги, зокрема високу точність при великих моделях, таких як D7, та економічну архітектуру ViFPN, яка ефективно поєднує багаторівневі ознаки. Проте для задач МПК вона демонструє суттєві обмеження: гірше виявляє дрібні дефекти, навчання чутливе до гіперпараметрів і нестабільне, потрібен добре збалансований датасет, а швидкодія значно нижча за YOLO при однаковій точності.

DETR, як інноваційна архітектура на основі трансформера, добре працює на складних сценах завдяки глобальній контекстуалізації та мінімальній

кількості евристик, таких як NMS. Однак для задач МПК DETR вкрай погано справляється з дрібними дефектами без значного донавчання, потребує дуже тривалого навчання, має великі апаратні вимоги і низьку швидкодію, що робить її непридатною для інтеграції у конвеєрні або вбудовані промислові системи.

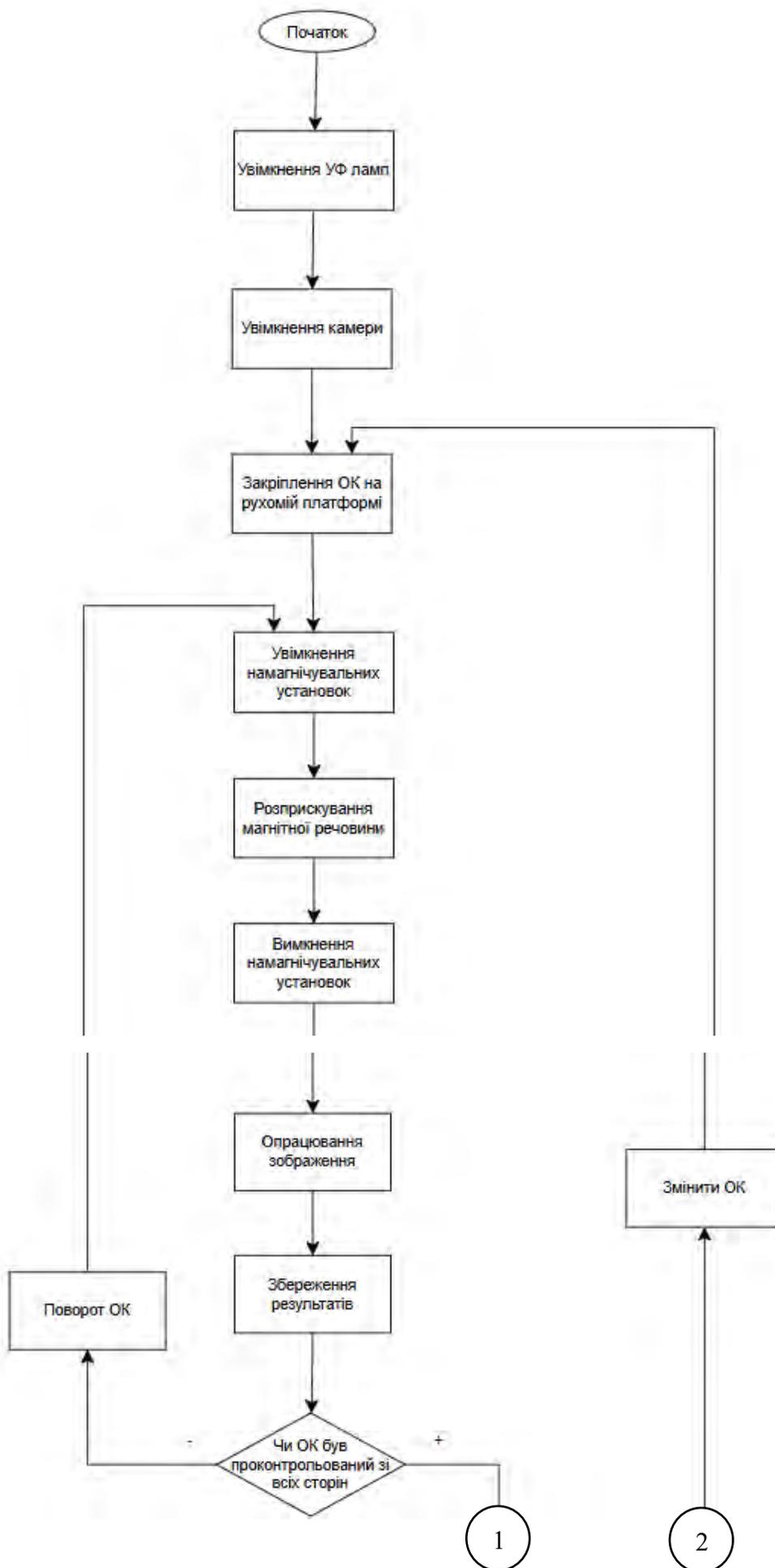
YOLOv11, навпаки, поєднує високий рівень точності та швидкодії, ефективно виявляє дрібні лінійні тріщини, працює у реальному часі на середніх GPU та навіть на CPU, стабільно навчається на відносно невеликих датасетах і легко переноситься на промислове обладнання. Модель має розвинену спільноту, великий набір інструментів для аугментацій, маркування та експорту, що забезпечує практичну інтеграцію у виробничі процеси. Завдяки цьому YOLO є оптимальним вибором для автоматизованого виявлення дефектів у магнітопорошковому контролі.

2.6. Опис загального алгоритму системи

Алгоритм роботи (рис.2.8.) фізичної установки для магнітопорошкового контролю передбачає послідовне включення обладнання, фіксацію деталей, обробку зображень та контроль результатів.

Процес починається з активації ультрафіолетових ламп та камер, що забезпечує готовність системи до підсвічування контрольованих поверхонь і фіксації зображень. Після цього деталь встановлюється на подійну платформу та надійно закріплюється, щоб запобігти її руху під час обстеження.

Після фіксації об'єкта активуються магнітні системи, які створюють необхідне магнітне поле для виявлення дефектів. На поверхню деталі наноситься флуоресцентний порошок, що дозволяє візуалізувати дефекти під дією ультрафіолетового світла, після чого магнітні установки вимикаються для запобігання небажаних змін у розподілі порошку та забезпечення безпечної обробки зображень [28].



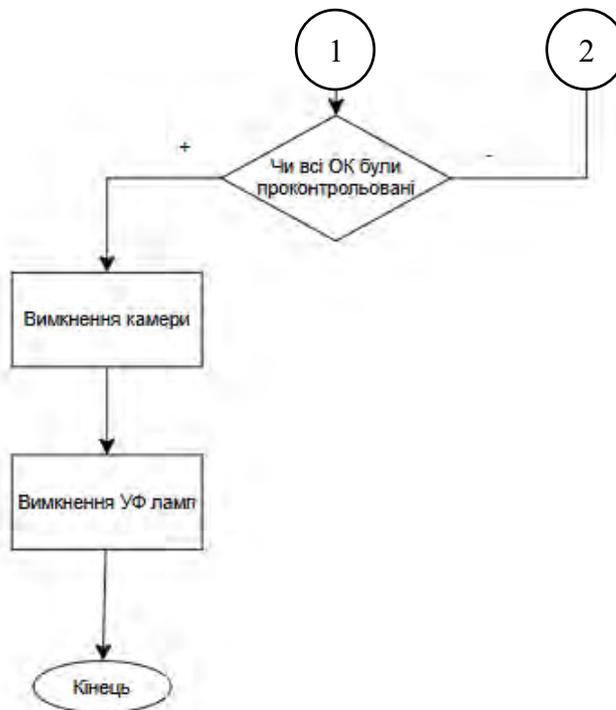


Рис.2.8. Алгоритм роботи системи

Камери знімають деталь, а система автоматично обробляє отримані зображення для виявлення та підсвічування дефектів, результати зберігаються у пам'яті системи. Якщо об'єкт контролю не був оглянутий з усіх сторін, його повертають і повторюють процес фіксації та зйомки для наступної сторони.

Після перевірки всіх поверхонь система визначає, чи потрібен додатковий огляд або зміна положення деталі, і при необхідності цикл повторюється.

Після завершення контролю відключаються камери та ультрафіолетові лампи, що фіксує кінець процесу. Такий алгоритм забезпечує повний і послідовний контроль об'єктів з високою точністю, мінімізує ймовірність пропуску дефектів і дозволяє інтегрувати установку як в автоматизовані, так і в ручні системи магнітопорошкового контролю[29].

2.7. Висновок до розділу

Розроблена система автоматизованого магнітопорошкового контролю поєднує механізми намагнічення, нанесення флуоресцентної суспензії,

освітлення, знімання та обробки зображень, що забезпечує послідовне і точне виявлення дефектів. Вибір промислових камер Teledyne (FLIR) Blackfly S із високою світлочутливістю, глобальним затвором і оптимальною роздільною здатністю, а також ультрафіолетових ламп із довжиною хвилі 365 нм гарантує високу контрастність і чіткість індикаторних слідів.

Фізична установка забезпечує надійну фіксацію об'єктів, рівномірне освітлення та захист від пилу й вібрацій. Використання нейромережевої моделі YOLOv11 дозволяє ефективно виявляти дрібні дефекти в реальному часі, навіть на обмежених датасетах, і інтегрувати систему у промислові лінії.

Комплекс апаратно-програмних рішень забезпечує точність, повторюваність і безпеку контролю, дозволяючи надійно виявляти дефекти навіть невеликого розміру на поверхні деталей.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ТА НАВЧАННЯ НЕЙРОНОЇ МЕРЕЖІ

3.1. Вибір версії моделі YOLO

Для автоматизації процесу магнітопорошкового контролю застосовано модель комп'ютерного зору сімейства YOLO, що є однією з найефективніших технологій для детекції об'єктів у режимі реального часу. Протягом останнього десятиліття ця модель пройшла значну еволюцію – від перших версій YOLOv1 до сучасних представників покоління YOLOv11. Зміни в архітектурі, методах навчання та схемах оброблення зображень дали змогу суттєво підвищити точність, швидкодію, стабільність навчання та здатність моделі працювати з дрібними або малоконтрастними дефектами, характерними для неруйнівного контролю.

Початкова версія YOLOv1 (рис.3.1.), представлена у 2015 році, започаткувала концепцію детекції в один етап. Висока швидкість оброблення була її головною перевагою, однак точність, особливо щодо дрібних об'єктів, залишалася недостатньою, тому модель не могла забезпечити якісний контроль у задачах магнітопорошкового аналізу. Поява YOLOv3 у 2018 році стала помітним кроком уперед завдяки використанню багаторівневої детекції, залишкових блоків та мережі пірамід ознак. Це покращило можливості моделі щодо виявлення дрібних дефектів, але її архітектурний потенціал усе ще поступався новішим рішенням [30].

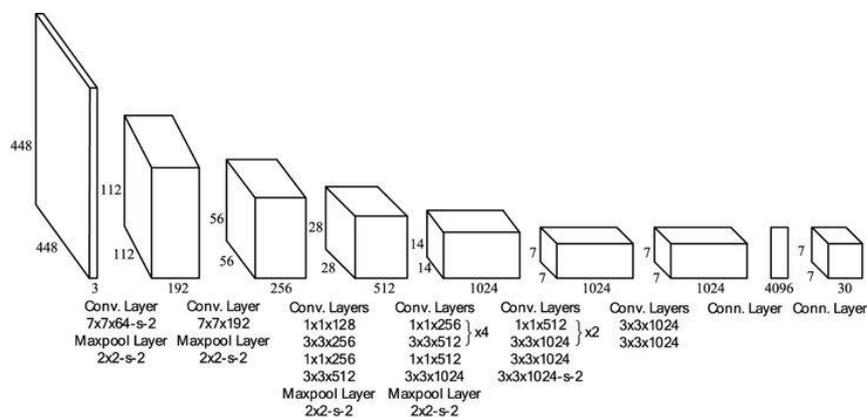


Рис.3.1. Архітектура YOLOv1

У 2020 році модель YOLOv5 (рис.3.2.) стала широко застосовуватися у промислових задачах, зокрема у магнітопорошковому контролі. Її перевагами були зручність навчання, гнучкість налаштувань, оптимізація продуктивності та наявність різних модифікацій за масштабом – від компактних до широких. Однак із часом алгоритмічна база цієї моделі втратила актуальність на тлі новіших підходів [31].

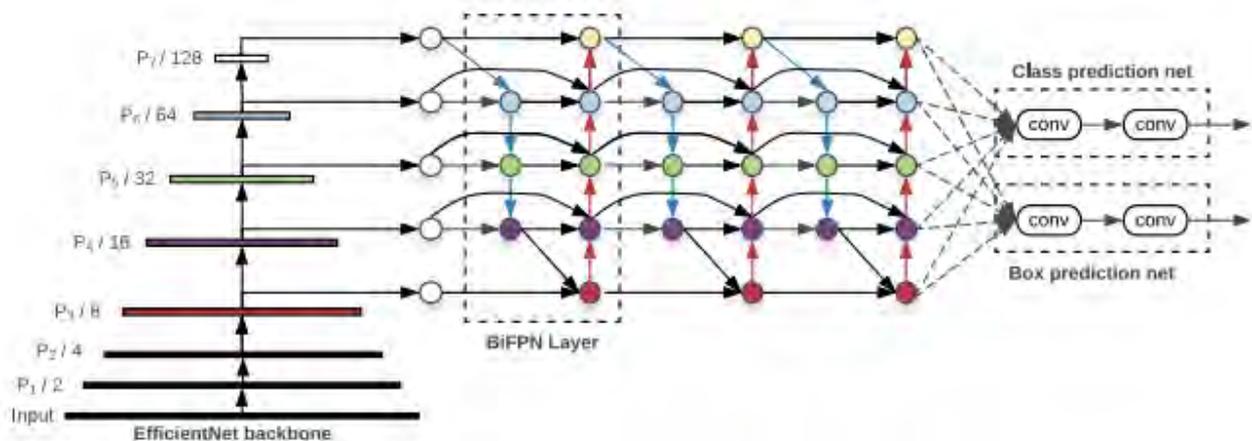


Рис.3.2. Архітектура YOLOv3

Подальший розвиток привів до появи YOLOv8 (рис.3.3.) у 2023 році. Ця версія отримала повністю оновлену архітектуру, ефективніші структурні блоки, удосконалену функцію втрат та кращу здатність працювати з малими і слабо вираженими об'єктами. Завдяки цьому YOLOv8 продемонструвала значне підвищення точності та стійкості під час навчання на складних технічних зображеннях [32].

Сучасне покоління, представлене моделями YOLOv11 (рис.3.4.) (станом на 2024–2025 роки), характеризується поглибленою багаторівневою екстракцією ознак, застосуванням адаптивних механізмів уваги, підвищеною чутливістю до мікродефектів, точнішим розпізнаванням лінійних структур, а також вищою продуктивністю як на графічних процесорах, так і на центральних. Стабільніша збіжність під час навчання робить ці моделі особливо придатними для технічних

задач, де необхідно надійно виявляти слабкі або тонкі індикаторні сліди, характерні для магнітопорошкового методу контролю [33].

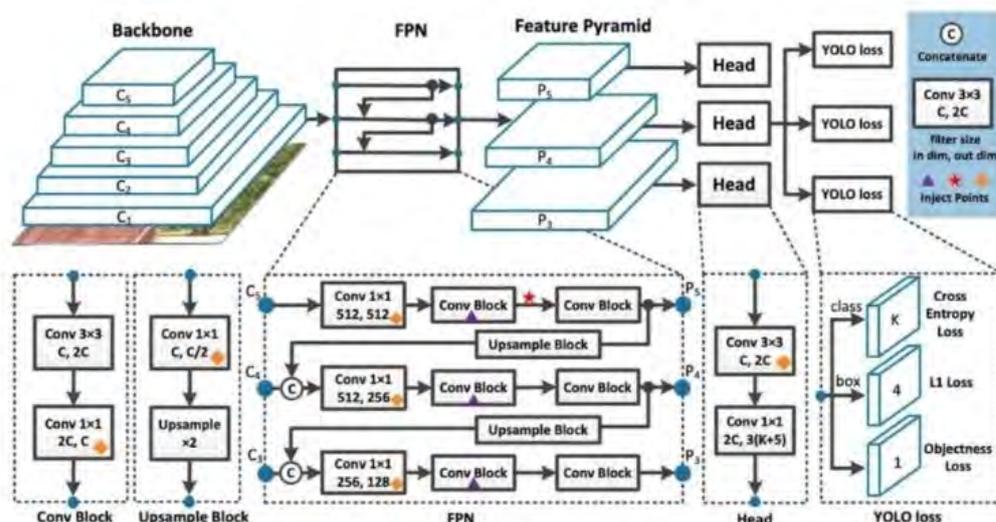


Рис.3.3. Архітектура YOLOv5

Порівняння моделей родини YOLO (Табл.3.1.) у контексті задач дефектоскопії, зокрема магнітопорошкового контролю, дає змогу визначити їхні сильні й слабкі сторони та вибрати найбільш придатний варіант для роботи з дрібними тріщинами й малоконтрастними індикаторними слідами. Модель YOLOv3 представляє класичну та добре вивчену архітектуру, яка забезпечує стабільність і прогнозованість роботи. Вона має достатній рівень точності для загальних задач детекції, однак демонструє суттєве зниження ефективності при виявленні дуже дрібних або тонких дефектів. Це пов'язано з обмеженою здатністю архітектури обробляти високочастотні деталі зображення. У контексті магнітопорошкового методу така модель може забезпечувати лише задовільний результат, особливо коли йдеться про виявлення слабовиражених мікротріщин.

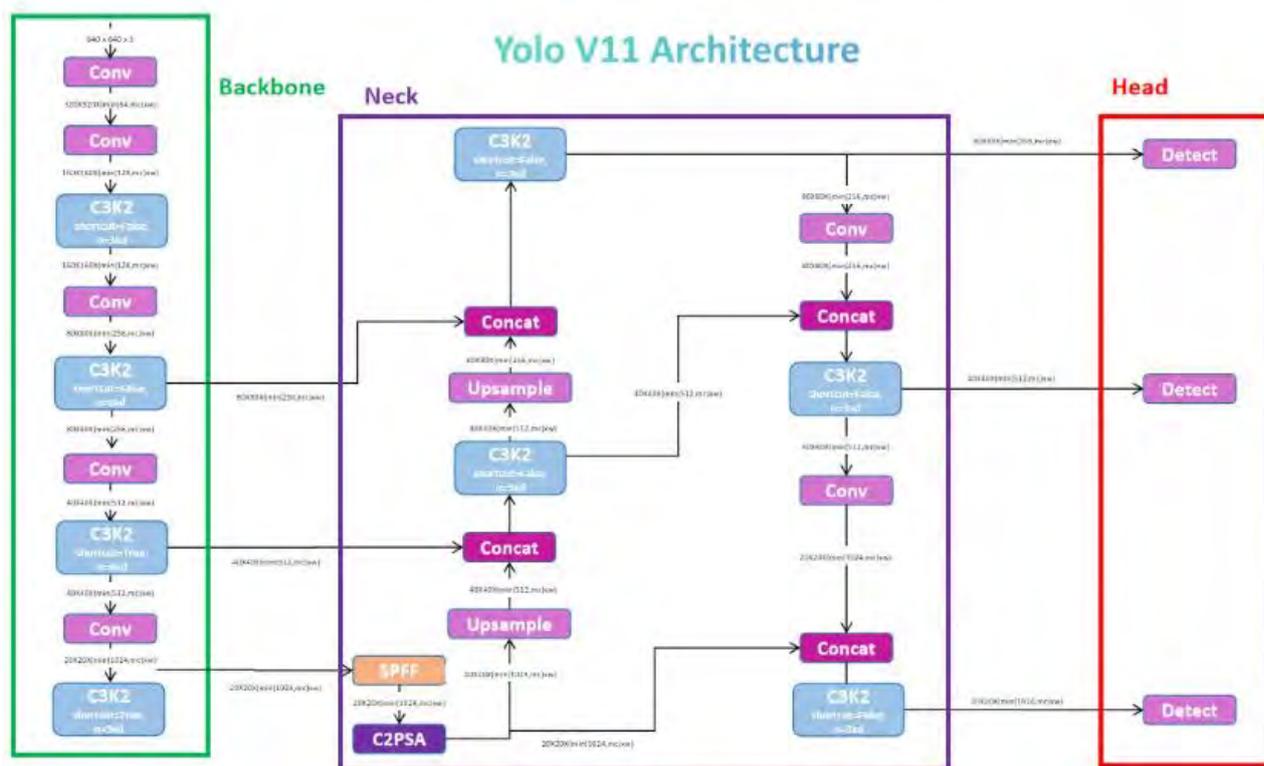


Рис.3.4. Архітектура YOLOv11

Модель YOLOv5, яка стала широко застосовуваною в інженерних і промислових задачах, вирізняється високою швидкістю роботи та зручністю оптимізації. Вона пропонує кращу продуктивність і стабільніший процес навчання, ніж попередні покоління. Незважаючи на це, YOLOv5 усе ще має певні обмеження щодо детекції дефектів малого розміру, зокрема дуже вузьких тріщин, які характерні для магнітопорошкових зображень. Через це її придатність для МРІ оцінюють як добру, але не найкращу.

Перехід до YOLOv8 приніс суттєві зміни в архітектурі. Новий блок детектора та оптимізовані механізми оброблення ознак підвищили якість роботи з дрібними структурами. Модель здатна краще відтворювати контури тонких тріщин і має високу точність навіть на зображеннях зі складною індикаторною картиною. Основним викликом залишається процес навчання: YOLOv8 є чутливішою до розміру та якості датасету, тому потребує більш продуманого підбору параметрів та регуляризації. Проте з точки зору придатності для

магнітопорошкового контролю вона демонструє дуже добрі результати, суттєво випереджаючи своїх попередників.

Найновіша модель YOLOv11 поєднує сучасні підходи до побудови Backbone, поліпшену багаторівневу екстракцію ознак та посилену чутливість до високочастотних складових зображення. Завдяки цьому вона забезпечує найвищу точність серед усіх розглянутих версій, особливо у випадках, коли потрібно виявляти мікротріщини шириною менш ніж 10 мікрометрів. Це робить її максимально відповідною для задач високоточного неруйнівного контролю. Єдиним суттєвим недоліком моделі є підвищені вимоги до апаратного забезпечення, що пов'язано зі збільшеною складністю обчислень і глибиною архітектури. Незважаючи на це, придатність YOLOv11 для магнітопорошкового контролю оцінюють як відмінну, адже вона демонструє найкращу чутливість до слабконтрастних лінійних дефектів і забезпечує найбільш стабільні результати на реальних технічних зображеннях.

Табл.3.1. Таблиця порівняння версій YOLO

Версія	Переваги	Недоліки	Придатність для МРІ
YOLOv3	Стабільність, класична архітектура	Гірша робота з дрібними дефектами	Задовільна
YOLOv5	Висока швидкість, проста оптимізація	Слабше виявлення дуже малих тріщин	Добра
YOLOv8	Сильна робота з дрібними об'єктами, новий Head	Важче навчати на малих датасетах	Дуже добра
YOLOv11	Найвища точність, краща чутливість до тріщин <10 мкм, новий Backbone	Вимогливіша до апаратного забезпечення	Відмінна

Вибір модифікації моделі здійснювався на основі аналітичного порівняння чотирьох найбільш релевантних версій YOLO – v3, v5, v8 та v11. Критеріями оцінювання стали точність виявлення мікродефектів, чутливість до лінійних ознак, здатність працювати з люмінесцентними зображеннями низького контрасту, стабільність навчання на відносно малих наборах даних, швидкість

виконання інференсу та можливість подальшого донавчання моделі. У процесі порівняння було встановлено, що саме YOLOv11 забезпечує найкращу ефективність для задач магнітопорошкового контролю. Це зумовлено вдосконаленою архітектурою, яка значно точніше опрацьовує високочастотні деталі зображення, підвищеною роздільною здатністю детектора та оновленими механізмами аналізу локальних контурів, що є критично важливими для виявлення мікротріщин і слабконтрастних дефектів [34].

Переваги YOLOv11 стали визначальними під час вибору моделі для фінального навчання та інтеграції в систему контролю. Найбільш суттєвим чинником є її здатність забезпечувати найвищу точність на дрібних дефектах, зокрема на тріщинах розміром від двадцяти до сорока мікрометрів, що є основною вимогою магнітопорошкового методу. Модель демонструє високу ефективність у роботі з люмінесцентними індикаторними зображеннями, для яких характерна нерівномірність світіння та низький контраст, а також відзначається стабільною збіжністю під час навчання на обмежених за обсягом вибірках, що є типовою ситуацією для дефектоскопії.

Важливу роль відіграє й те, що YOLOv11 підтримує використання сучасних оптимізаційних алгоритмів і анкор-фрі архітектури, що разом із оновленою функцією втрат забезпечує кращу відповідність між передбаченими та реальними контурами дефектів. Додатковою перевагою є підвищена швидкість оброблення зображень, яка робить можливим застосування системи в умовах онлайн-контролю, коли потрібна оперативна оцінка стану поверхні. Здатність моделі до подальшого донавчання на нових типах дефектів без потреби повного перенавчання також забезпечує гнучкість системи та дає змогу адаптувати її до змін у виробничих процесах або появи нових сценаріїв контролю [35].

3.2. Опис використаних метрик

Для оцінювання якості роботи моделі глибокого навчання, призначеної для виявлення мікродефектів на люмінесцентних магнітопорошкових зображеннях, застосовувались класичні та загальноприйняті у галузі комп'ютерного розпізнавання метрики точності визначення об'єктів. Кожен показник відображає окремий аспект ефективності моделі та дозволяє оцінити як її здатність точно локалізувати дефекти, так і стабільність поведінки під час роботи з дрібними структурами, характерними для МРК.

У роботі застосовано такі основні показники: точність (Precision), повнота (Recall) та узагальнені метрики середньої точності – mAP та mAP50–95. Кожен із цих показників дає змогу проаналізувати окремі види похибок, зумовлених як роботою моделі, так і особливостями датасета.

Коефіцієнт IoU (Intersection over Union) вимірює ступінь перекриття між передбаченою рамкою та фактичним дефектом і є базовим для обчислення показників mAP. Він дозволяє кількісно оцінити точність локалізації та визначити, наскільки точно модель відтворює форму та розмір дефектів.

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

Показник точності (Precision, P) використовується для оцінювання частки правильних спрацьовувань моделі серед усіх спрацьовувань. У контексті МРК він дозволяє визначити, наскільки часто модель помилково позначає артефакти або неоднорідності люмінесценції як потенційні дефекти. Високе значення точності означає низьку кількість хибних спрацьовувань, що є критичним у виробничих умовах, де кожне помилкове повідомлення потребує додаткової перевірки оператором.

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

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

Показник повноти (Recall, R) визначає частку коректно знайдених дефектів серед усіх наявних. Цей показник є ключовим під час роботи з показниками малого розміру, оскільки моделі схильні «пропускати» дуже дрібні тріщини через їх слабку інтенсивність та малу площу. Високе значення повноти свідчить про здатність моделі виявляти навіть ті дефекти, які мають низьку контрастність або нерівномірне світіння.

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

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

Показник середньої точності (mAP) дає змогу інтегрально оцінити баланс між точністю й повнотою. У роботі застосовувались два варіанти цього показника. Перший – mAP50 – визначається на основі порогу перекриття рамок у 0,50. Цей показник дає уявлення про загальний рівень збігу передбачень моделі з еталонними позначеннями, проте він недостатньо строго оцінює якість обробки дрібних дефектів. Другий – mAP50–95 – обчислюється як середнє значення показника mAP на діапазоні порогів від 0,50 до 0,95 з кроком 0,05. Саме цей показник дозволяє оцінити справжню здатність моделі обробляти дефекти різного розміру та структури. Він є більш вимогливим і точніше відображає якість роботи моделі на малих тріщинах, які мають мінімальні площі та складну форму.

$$mAP = \frac{(AP50_1+AP50_2+\dots+AP50_N)}{N} \quad (3.4)$$

$$mAP50 - 95 = \frac{(AP50-95_1+AP50-95_2+\dots+AP50-95_N)}{N} \quad (3.5)$$

Зокрема, у роботі проаналізовано зміну значень функцій втрат для координат рамки (box loss)(3.6), класифікації (cls loss)(3.7) та диференціальної втрати (dfl loss)(3.8). Моніторинг цих функцій втрат дозволяє оцінити процес навчання моделі, її збіжність та ефективність у розпізнаванні дефектів різної форми та розміру.

$$L_{box} = 1 - CloU(B_{pred}, B_{gt}), \quad (3.6)$$

де L_{box} – функція втрат для координат рамки, $CloU$ – повна метрика перетину площ, що враховує перекривання, відстань між центрами та співвідношення сторін, V_{pred} – передбачена мережею рамка; V_{gt} – еталонна рамка.

$$L_{cls} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - y_i)], \quad (3.7)$$

де L_{cls} – функція втрат для класифікації, N – кількість зразків, y_i – істинна мітка для i -го зразка, p_i – передбачена ймовірність належності до позитивного класу, $1 - y_i$ – відповідно мітка негативного класу.

$$L_{dfl} = -\sum_{i=0}^N \tilde{p}_i \log(p_i), \quad (3.8)$$

де L_{dfl} – функція диференційованих втрат, \tilde{p}_i – передбачена ймовірність для i -го дискретного відліку розподілу координат, N – кількість дискретних відліків, що використовуються для побудови розподілу.

Сукупне використання цих метрик і функцій втрат забезпечує комплексне оцінювання роботи архітектури YOLO різних поколінь та дає змогу обґрунтовано порівнювати їхню ефективність у задачах виявлення мікрodefektів у межах

Сукупне використання цих метрик забезпечує комплексне оцінювання роботи архітектури YOLO різних поколінь та дає змогу обґрунтовано порівнювати їхню ефективність у задачах виявлення мікрodefektів у межах магнітопорошкового контролю [36].

3.3. Реалізація архітектури мережі

Архітектурну основу системи реалізовано з використанням малої конфігурації YOLOv11 – це забезпечило високу точність локалізації дрібних дефектів при невеликих обчислювальних витратах. Стартове завантаження попередньо навчених ваг дало змогу прискорити збіжність, оскільки неймережа вже мала сформовані базові ознаки - контури, текстури, контрастні переходи.

Дані для навчання, валідації та тестування формували через Roboflow у стандартизованій структурі каталогів; експортовано у формат, сумісний із бібліотекою Ultralytics. Це гарантувало відтворюваність експериментів та уникнення технічних помилок. У середовищі з GPU-прискоренням виконано повний цикл: імпорт даних, ініціалізацію моделі, оптимізацію, тестування, а також візуальну перевірку передбачень.

Такий підхід дозволяє оцінити не лише числові метрики (Precision, Recall, mAP, mAP50–95, IoU), а й фактичну якість локалізації дефектів на окремих знімках - що надзвичайно важливо для задач магнітопорошкового контролю [37].

3.3.1. Створення навчального матеріалу

Початковий набір складав 99 зображень, що недостатньо для повноцінного навчання нейронної мережі у задачі виявлення дефектів магнітопорошкового контролю. За допомогою аугментації цей обсяг було збільшено до 5510 зображень, що дозволило створити різноманітні варіації даних і зменшити ризик перенавчання. Було виділено три класи дефектів(рис.3.2.): Line (лінійні тріщини), Spot (точкові дефекти) та Other (інші аномалії).

Табл.3.2 Розподіл зображень у множинах

	Train	Valid	Test
Line	959	62	101
Other	173	16	21
Spot	110	11	9
all	1122	210	130

Початкова обробка зображень включала зміну їх розміру до 512×512 пікселів. Для аугментації застосовувалися відображення по горизонталі та вертикалі, обертання від -15° до +15°, зсуви до ±11° по горизонталі та ±6° по вертикалі, а також зміни насиченості в межах -10...+10%. До зображень

додавали шум до 0,97% пікселів і враховували дисперсію коефіцієнта підсилення камери на рівні 0,09. Крім того, використовували масштабування та випадкове кадрування, розмиття для імітації нечіткості через рух або недосконале фокусування, а також зміни яскравості та контрасту для відтворення різного освітлення та неоднорідностей поверхні. У результаті кожен навчальний приклад отримував до десяти варіантів аугментацій, що дозволяло створити різноманітний і стійкий до умов зйомки набір даних. Під час безпосереднього навчання розмір зображень змінювався до 640×640 пікселів для підвищення точності локалізації дрібних дефектів.

Архітектурну основу системи реалізовано з використанням малої конфігурації моделі YOLOv11, що забезпечило високу точність локалізації дрібних дефектів при невеликих обчислювальних витратах. Стартове завантаження попередньо навчених ваг дало змогу прискорити збіжність, оскільки нейромережа вже мала сформовані базові ознаки – контури, текстури та контрастні переходи. Дані для навчання, валідації та тестування формували через Roboflow у стандартизованій структурі каталогів; експортовано у формат, сумісний із бібліотекою Ultralytics. Це гарантувало відтворюваність експериментів та уникнення технічних помилок. У середовищі з GPU-прискоренням виконано повний цикл: імпорт даних, ініціалізацію моделі, оптимізацію, тестування, а також візуальну перевірку передбачень.

Для оцінювання роботи моделі застосовувалися класичні метрики комп'ютерного розпізнавання об'єктів: точність (Precision), повнота (Recall), середня точність (mAP, mAP50–95) та коефіцієнт перекриття IoU (Intersection over Union). Precision оцінює частку правильних спрацьовувань серед усіх передбачень, Recall визначає здатність моделі виявляти всі наявні дефекти, mAP інтегрує баланс між точністю й повнотою, а mAP50–95 більш жорстко оцінює якість роботи на дрібних дефектах різної форми та розміру. IoU вимірює ступінь перекриття передбаченої рамки та еталонного дефекту, що є базою для обчислення mAP. Зокрема, у роботі проаналізовано зміну значень функцій втрат для координат рамки (box loss), класифікації (cls loss) та диференціальної втрати

(dfl loss), що дозволяє оцінити процес навчання, збіжність і ефективність моделі при роботі з різними типами дефектів.

Сукупне застосування аугментацій, ретельної підготовки даних та метрик оцінювання забезпечило формування надійної, стійкої та високоточної системи виявлення мікрodefektів на зображеннях магнітопорошкового контролю за допомогою моделі YOLOv11.

3.3.2. Вибір середовища

Усі експерименти з навчання та перевірки моделі виконувалися у середовищі Google Colab, що надало можливість використовувати апаратне прискорення за допомогою графічного процесора. Використання Colab було оптимальним вибором у зв'язку з потребою швидкого розгортання програмного середовища, доступом до обчислювальних ресурсів та відсутністю необхідності локального налаштування складних інструментів. Робота моделі YOLOv11 вимагала значної обчислювальної потужності під час оптимізації параметрів, тому використання прискорювача GPU забезпечило суттєве скорочення часу навчання та стабільне проходження кожної епохи без переповнення пам'яті чи затримок у процесі обробки мініпакетів.

Реалізація архітектури ґрунтувалася на бібліотеці Ultralytics, яка містить повний інструментарій для роботи з моделями YOLO останнього покоління. Це середовище автоматизує основні етапи підготовки, включно з обробкою навчальних даних, формуванням структури каталогів, виконанням тренувальних циклів та збереженням проміжних результатів. Підтримка GPU у Colab забезпечує високу сумісність із бібліотекою та дає змогу ефективно використовувати паралельні обчислення, необхідні для роботи мережі YOLOv11, особливо у варіанті з високою роздільною здатністю вхідних зображень.

Взаємодія з даними здійснювалась через платформу Roboflow, яка використовувалася для формування датасету, його аугментації, керування

структурами навчальної, валідаційної та тестової вибірок та експорту у формат, сумісний із YOLOv11. Автоматичне створення YAML-конфігурації та каталогів значно спростило інтеграцію даних у Colab і дозволило одразу використовувати датасет у навчальному циклі без додаткових ручних налаштувань.

Поєднання Google Colab як основного середовища виконання, GPU-прискорення та спеціалізованих інструментів Ultralytics і Roboflow забезпечило надійність, повторюваність та стійкість обчислювальних експериментів. Така конфігурація усунула потенційні технічні обмеження, які могли б вплинути на точність та якість навчання моделі YOLOv11, і дала змогу повністю реалізувати цикл побудови та адаптації мережі до задачі виявлення дефектів магнітопорошкового контролю.

3.3.3. Опис програмної реалізації

Уся програмна реалізація моделі ґрунтувалася на використанні YOLOv11n – останньої версії архітектури Ultralytics, яка відрізняється оптимізованою структурою обробки ознак, вдосконаленим блоком голови детектора та лінійно масштабованим обсягом параметрів. Варіант «n» було обрано через його компактність і високу швидкість обчислень, що дозволяло ефективно проводити експерименти на навчальних даних та швидко оцінювати проміжні результати. Незважаючи на меншу кількість параметрів, YOLOv11n зберігає ключові особливості старших модифікацій, зокрема анкор-фрі механізм детекції, адаптивний екстрактор ознак і систему узгодження передбачень із реальними мітками.

Першим етапом роботи було створення та підготовка бази даних для навчання моделі. Використовувався сервіс Roboflow, що дозволяє автоматизовано завантажувати, організовувати та конвертувати датасети у формат, сумісний із YOLOv11. Після підключення до Roboflow була завантажена необхідна версія проекту, що містила анотовані зображення для

магнітопорошкового контролю. Фрагмент програмного коду для реалізації цього функціоналу:

```
rf = Roboflow(api_key="*****")
project = rf.workspace("mpi-gpotm").project("mpi-detection-nqpjc")
version = project.version(1)
dataset = version.download("yolov11")
```

Далі розпочався етап навчання моделі у середовищі Google Colab. Модель завантажувалася з попередньо тренованими вагами, що забезпечувало стабільність та прискорене сходження на ранніх епохах. Навчання включало формування пакетів даних, виконання аугментацій, розрахунок функцій втрат, оновлення ваг та контроль ключових метрик після кожної епохи. Паралельно Ultralytics здійснював логування процесу, включаючи графіки точності, втрат, поведінки градієнтів та метрик mAP.

Після завершення навчання проводилася оцінка моделі на тестовій вибірці, що дозволяло визначити точність детекції дефектів і перевірити відповідність вимогам магнітопорошкового контролю. Для візуальної перевірки результатів було реалізовано блок відображення детекцій: модель формувала підсумкові карти з нанесенням рамок, класів та рівнів достовірності, що дозволяло оцінити коректність розпізнавання навіть дрібних тріщин і точкових сигналів.

Таким чином, програмна реалізація YOLOv11n охопила весь цикл роботи системи – від створення бази даних та її завантаження, через навчання та оптимізацію моделі, до аналізу результатів та візуалізації детекцій, забезпечивши коректну інтеграцію моделі в експериментальну систему автоматизованого магнітопорошкового контролю.

3.4. Навчання мережі

Навчання нейронної мережі YOLOv11n було реалізовано програмно за допомогою бібліотеки Ultralytics у середовищі Google Colab. Для автоматизованого завантаження та організації датасету використовувався SDK

Roboflow. Спочатку створювалася база даних з анотованими зображеннями магнітопорошкового контролю, яка потім завантажувалася у Colab у форматі, оптимізованому для YOLOv11. Модель ініціалізувалася з попередньо тренуваними вагами для забезпечення стабільності та швидкого сходження на ранніх епохах. Навчання виконувалося командою `model.train()`, де задавалися шлях до YAML-файлу з даними, кількість епох, розмір зображень, батч і директорія для збереження результатів.

Процес навчання тривав 30 епох із використанням оптимізатора, вбудованого в бібліотеку Ultralytics. Для навчання використовувався датасет, створений і анотований у Roboflow, який містив зображення магнітопорошкового контролю з розміткою дефектів різних типів (Spot, Line, Other). Зображення мали розмір 640×640 пікселів, а батч навчання складав 16 прикладів. Вхідні дані включали координати рамок для локалізації дефектів, класи об'єктів та метадані, необхідні для формування YAML-файлу з інформацією про тренувальні та валідаційні множини.

Під час навчання відстежувалися (рис.3.5) основні компоненти функції втрат: похибка локалізації (`box loss`), що оцінює точність положення передбаченої рамки відносно еталонної; похибка класифікації (`cls loss`), яка визначає правильність передбаченого класу дефекту; та штраф за відхилення передбачених координат рамки від фактичних (`dfl loss`). Графіки динаміки цих показників демонструють рівномірне зменшення значень протягом епох, що свідчить про правильну роботу механізму оптимізації та відсутність перенавчання. Після десятої епохи спостерігається стабільний режим узгодження між передбаченими та фактичними об'єктами, а валідаційні криві підтверджують коректність навчального процесу. Фрагмент програмного коду для реалізації цього функціоналу:

```
model.train(  
    data=dataset.location + "/data.yaml",    # шлях до YAML-файлу  
    val=True,  
    epochs=30,                               # кількість епох
```

```

imgsz=640, # розмір зображення
batch=16, # розмір батчу
name="yolov11n_example", # ім'я моделі
project="/content/yolo11", # папка для збереження

```

результатів

)

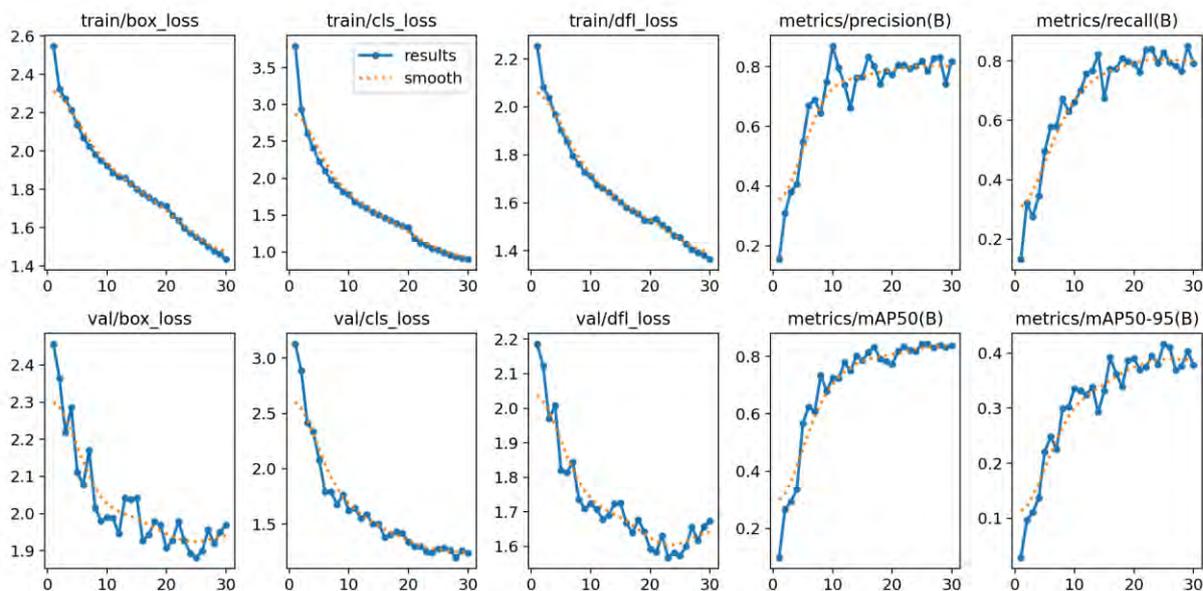


Рис.3.5. Графіки навчання

Протягом навчання поступово покращувалися метрики точності. Значення показника Precision монотонно зростало, досягаючи високого рівня, що вказує на здатність моделі мінімізувати кількість хибних спрацьовувань, а Recall демонстрував стабільне підвищення, відображаючи здатність знаходити переважну частину реальних дефектів, включно з дрібними та малоконтрастними об'єктами.

За результатами тестування на 50 зображеннях (табл.3.3.) інтегральні показники для всіх класів (all) свідчать про високу ефективність моделі. Особливо добре мережа справляється з локалізацією точкових дефектів (Spot), досягаючи майже ідеальної точності й повноти, тоді як для інших класів

спостерігається адекватний баланс між точністю та повнотою, що забезпечує надійну детекцію різних типів дефектів.

Табл.3.3. Результатами тестування на 50 зображеннях

Клас	Зображення	Екземпляри	P	R	mAP50	mAP50-95
all	50	89	0.819	0.827	0.843	0.416
line	28	28	0.738	0.637	0.665	0.32
other	13	16	0.804	0.875	0.876	0.38
spot	11	11	0.914	0.969	0.988	0.549

Таблиця відображає результати тестування моделі YOLOv11n на 50 зображеннях та показує ефективність детекції для кожного класу дефектів окремо і в цілому. У ній наведені основні метрики: точність (Precision), повнота (Recall), середня точність при порозі IoU 0,50 (mAP50) та середня точність у діапазоні порогів 0,50–0,95 (mAP50–95). Загальні показники для всіх класів демонструють збалансовану роботу моделі, тоді як детальний розподіл по класах показує, що найвищу ефективність модель продемонструвала на точкових дефектах (Spot), досягаючи майже ідеальної точності локалізації та високої повноти. Клас Line, який включає лінійні тріщини, показав нижчі значення метрик, що свідчить про більшу складність детекції таких об'єктів. Клас Other характеризується середніми значеннями точності й повноти, що підтверджує адекватну роботу мережі з різнорідними типами дефектів.

Узагальнено, таблиця демонструє, що модель здатна ефективно виявляти дефекти різного типу і масштабу, підтримуючи високу точність і стабільну повноту, що є критично важливим для задач магнітопорошкового контролю. Підсумкові показники інтегральних метрик mAP50 і mAP50–95 свідчать про здатність моделі YOLOv11n забезпечувати стабільну детекцію дефектів різних масштабів. Високе mAP50 відображає ефективність при менш суворих вимогах до перекриття, тоді як зростання mAP50–95 підтверджує точну локалізацію і оцифровку дефектів навіть у складних умовах зображення. Таким чином,

результати навчання відображають стійку збіжність, відсутність перенавчання та високу продуктивність на тестових даних, а графіки підтверджують, що застосування аугментацій, оптимальних параметрів навчання та апаратного прискорення забезпечило якісне формування ознак, необхідних для точного розпізнавання дефектів магнітопорошкового контролю.

3.5. Висновок до розділу

Проведений аналіз і реалізація нейромережі показали, що модель YOLOv11 є найбільш придатною для задач магнітопорошкового контролю серед розглянутих версій. Вона забезпечує високу точність локалізації дрібних і слабкоконтрастних дефектів, стабільну збіжність під час навчання та можливість ефективного використання на обмежених датасетах.

Створення навчального матеріалу з аугментаціями дозволило збільшити обсяг даних і підвищити стійкість моделі до варіацій зображень, а правильне налаштування метрик (Precision, Recall, mAP50, mAP50–95, IoU) дало змогу комплексно оцінити ефективність роботи мережі. Навчання YOLOv11n у середовищі з апаратним прискоренням забезпечило оптимізацію ваг, рівномірне зменшення функцій втрат та високі показники тестування для всіх класів дефектів, особливо для точкових (Spot).

Застосована архітектура та підхід до підготовки даних забезпечують надійне виявлення мікродефектів, зберігаючи баланс між точністю та повнотою, що критично для промислового використання у режимі реального часу. Результати підтверджують доцільність інтеграції YOLOv11 у систему автоматизованого магнітопорошкового контролю для ефективної та стабільної детекції дефектів різного типу й масштабу.

РОЗДІЛ 4. ВАЛІДАЦІЯ МОДЕЛІ

4.1. Якісна оцінка результатів

У межах якісної оцінки доцільно зосередитися на візуальному аналізі результатів роботи моделі за різних умов формування індикаторної картини (рис. 4.1). На основі поданих прикладів встановлено, що мережа здатна коректно виявляти як лінійні, так і точкові дефекти, позначаючи їх відповідними рамками та класами. Навіть за зниженої контрастності, неоднорідного освітлення, наявності зашумлення або бликів вона фіксує найбільш виразні ділянки порушення суцільності матеріалу, зокрема протяжні поверхневі тріщини та локальні дефекти з характерним магнітопорошковим ореолом. Крім того, модель упевнено відокремлює зони без дефектів, що свідчить про її здатність розрізняти структуру індикаторного малюнка. Така поведінка підтверджує стійкість моделі до змін якості вхідних даних, що є важливим для реальних умов контролю, де параметри зображення можуть істотно змінюватися.

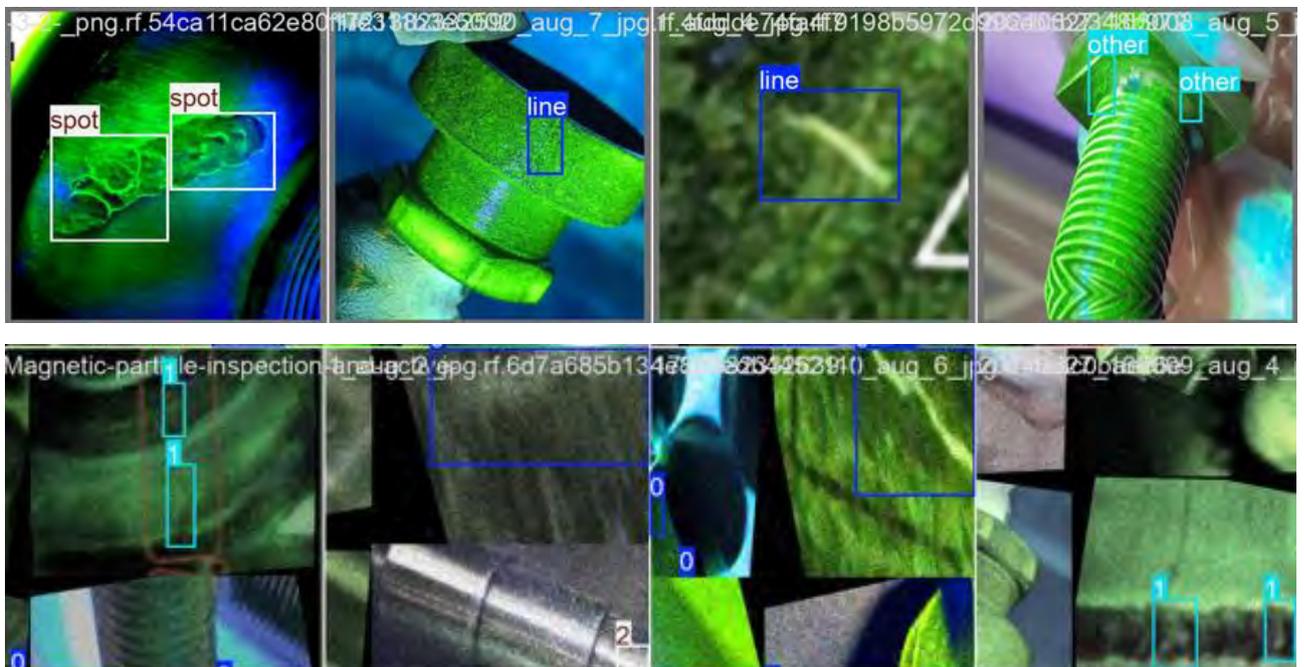


Рис.4.1.Результати обробки зображення

Під час аналізу високоякісних зображень (рис.4.2.), сформованих за оптимального освітлення та чіткої індикації, модель демонструє загальну відповідність очікуваній поведінці. Для таких випадків характерним є точне локалізування дефектів, правильне формування контурів та впевнена класифікація навіть дрібних порушень суцільності. На наведених прикладах видно, що на деяких зображеннях модель позначила «spot» замість «line», а на трьох нижніх фото через сильне розмиття, викликане аугментаціями, не вдалося повністю розпізнати всі лінії. Це свідчить про вплив якості вхідного зображення на точність детекції, хоча загалом модель правильно навчилася особливостям магнітопорошкової індикації та здатна відтворювати рішення, близькі до експертної оцінки оператора неруйнівного контролю.

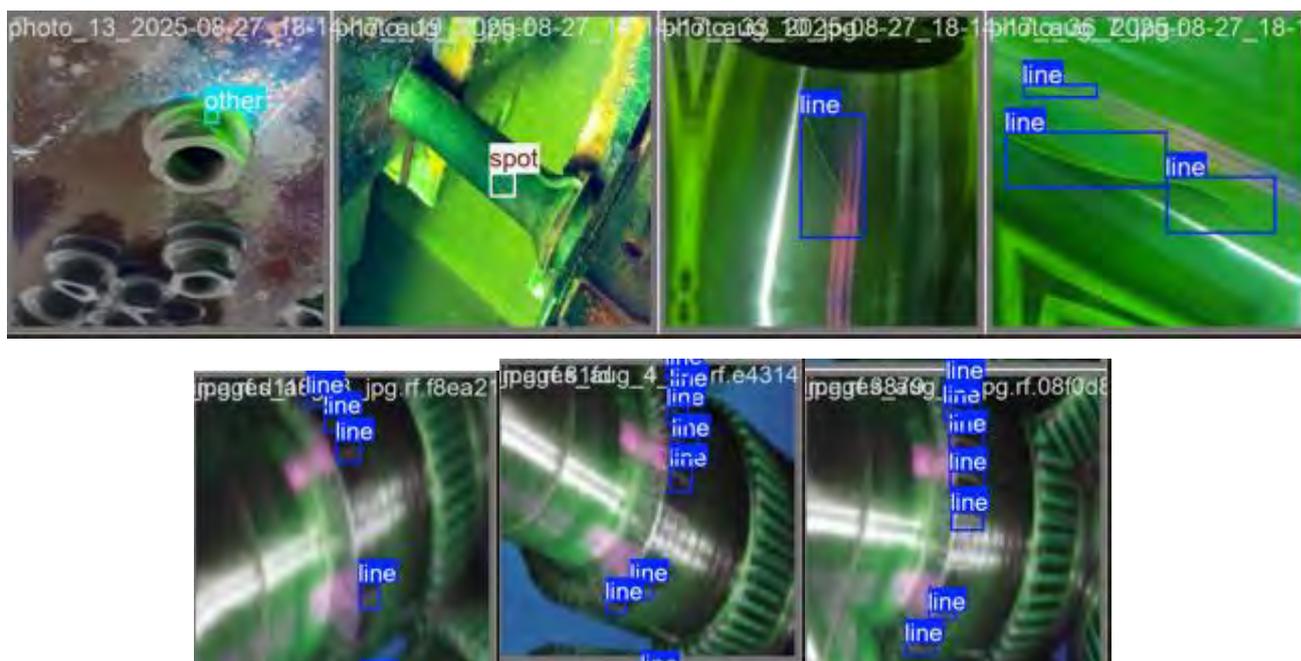


Рис.4.2.Результати обробки зображення з деякими помилками

Окремо було встановлено, що модель забезпечує коректне розпізнавання індикаторних ознак не лише на зображеннях, сформованих за ультрафіолетового освітлення з люмінесцентним порошком, але й у разі використання чорної магнітної суспензії за білого світла. Це означає, що алгоритм не прив'язаний до одного типу індикаторного середовища і може застосовуватися для різних

технологічних схем магнітопорошкового контролю. Така універсальність підвищує практичну цінність системи та дозволяє інтегрувати її у різні виробничі процеси без потреби у створенні окремих спеціалізованих моделей для кожного виду індикації.

4.2. Кількісна оцінка результатів

Оцінка ефективності моделі проводилася на тестовій множині (Табл.4.1.) , що складалася з 50 зображень, включаючи дефекти різних класів: протяжні тріщини (Line), різномірні аномалії (Other) та дрібні точкові дефекти (Spot). Для кожного зображення було підраховано кількість екземплярів дефектів, після чого обчислювалися стандартні метрики: Precision, Recall, середня Precision при порозі IoU 0,50 (mAP50) та середня Precision у діапазоні порогів 0,50–0,95 (mAP50–95).

Табл.4.1. Результатами тестування на 50 зображеннях

Клас	Зображення	Екземпляри	P	R	mAP50	mAP50-95
all	50	131	0.618	0.54	0.536	0.229
line	36	101	0.777	0.584	0.74	0.332
other	11	11	0.806	0.593	0.626	0.26
spot	6	6	0.273	0.444	0.244	0.096

Кількісна оцінка моделі чітко демонструє вплив аугментації на результати навчання. Загальний показник $mAP@50 \approx 0.536$ відображає задовільну здатність мережі локалізувати і класифікувати дефекти, проте розподіл по класах виявляє значні відмінності. Для класу Line, який включає лінійні тріщини, модель показала найвищі показники – Precision ≈ 0.777 та Recall ≈ 0.584 , що забезпечує надійну детекцію протяжних дефектів. Клас Other, що містить різномірні аномалії, продемонстрував помірні значення метрик (P ≈ 0.806 , R ≈ 0.593), що

також свідчить про задовільну роботу мережі при роботі з середніми за розміром об'єктами.

На основі матриці плутанини (рис.4.2.) можна детально проаналізувати, як модель YOLOv11n класифікує різні типи дефектів. Для класу Line, що включає протяжні тріщини, модель демонструє високу точність: з 120 реальних об'єктів 76 були правильно ідентифіковані. Однак 44 об'єкти були помилково віднесені до інших класів або до фонового зображення, що свідчить про певну складність розрізнення подібних структур у деяких випадках.

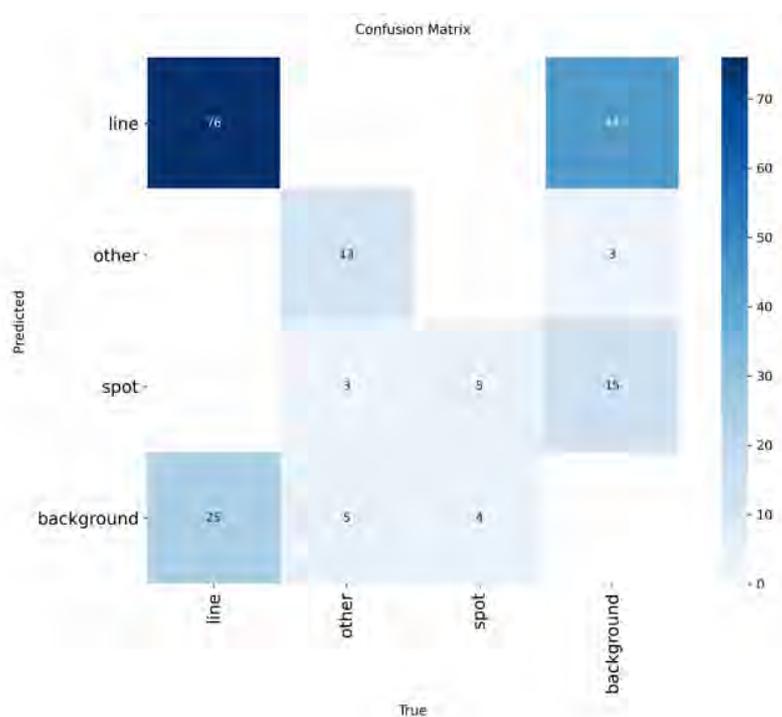


Рис.4.2. Матриці помилок

Клас Other, який містить різноманітні аномалії, показав меншу кількість об'єктів у тестовій вибірці, проте модель правильно класифікувала 13 випадків із 16. Лише 3 об'єкти було помилково визначено, що говорить про добру здатність моделі розпізнавати середні за розміром дефекти.

Клас Spot, що відповідає за дрібні точкові дефекти, виявився найбільш проблемним. З шести наявних у тестовій множині об'єктів лише п'ять було правильно класифіковано, а 15 випадків помилково віднесено до фонового класу.

Це підкреслює, що дрібні і малоконтрастні дефекти важче виявляти, особливо при обмеженій кількості навчальних прикладів та інтенсивній аугментації, яка змінює оригінальні ознаки об'єктів.

Фоновий клас демонструє незначну кількість помилок, коли частина пікселів була віднесена до класів Line, Other або Spot. Це свідчить про те, що модель здатна правильно ідентифікувати фон, але іноді змішує його з дрібними або середніми дефектами.

Узагальнено, матриця плутанини ілюструє розподіл помилок моделі: протяжні дефекти та середні за розміром об'єкти визначаються точно, тоді як дрібні точкові дефекти потребують додаткової уваги, оскільки їх легше пропустити або класифікувати неправильно. Це підтверджує, що продуктивність моделі залежить від розміру, структури та контрастності об'єктів у навчальній і тестовій вибірках.

У той же час клас Spot, що включає малорозмірні точкові дефекти, показав значно гірші результати – $\text{Precision} \approx 0.273$, $\text{Recall} \approx 0.444$, $\text{mAP}_{50} \approx 0.244$, $\text{mAP}_{50-95} \approx 0.096$. Основною причиною такого зниження продуктивності є особливості формування навчального набору: початкові дані були обмеженими (всього 6 зображень для класу Spot у тесті), і для розширення вибірки застосовувалися інтенсивні аугментації, включно з поворотами, масштабуванням, зміною контрасту, додаванням шуму та випадковим кадрюванням. Хоча ці перетворення створювали різноманітність даних і запобігали перенавчанню, вони також змінили реальні ознаки малих дефектів, ускладнивши мережі формування стабільних патернів для точкових об'єктів. У результаті модель навчилася більш узагальнено розпізнавати дрібні деталі, що зменшило точність і повноту на класі Spot.

Таким чином, результати демонструють дві тенденції: по-перше, для великих і протяжних дефектів (Line, Other) аугментації сприяли стабільному та впевненому навчанню, зберігаючи високі метрики; по-друге, для дрібних об'єктів (Spot) штучне розширення даних ускладнило навчальний процес і призвело до зниження точності та recall. Незважаючи на це, модель залишається

придатною для промислового застосування, особливо у задачах виявлення протяжних поверхневих дефектів, де важлива надійна детекція та мінімізація хибних спрацьовувань.

Таке порівняння результатів по класах дозволяє зробити висновок, що інтенсивна аугментація є двосічним інструментом: вона збільшує розмір навчального набору і стійкість мережі до варіацій зображень, але при цьому може знизити точність для дрібних та малоконтрастних об'єктів, якщо їхня кількість у початковому наборі дуже обмежена.

4.3. Аналіз шляхів вдосконалення систем

Отримані результати демонструють загальну працездатність моделі та її здатність ефективно виявляти дефекти на зображеннях різної якості, однак аналіз помилок і величин метрик показує наявність потенціалу для подальшого вдосконалення системи. Насамперед варто відзначити, що зниження точності для окремих класів, зокрема *spot*, пов'язане з особливостями сформованого датасета. Значна частина зображень цього типу була отримана внаслідок аугментацій, що призвело до меншої природності вибірки та, відповідно, до складнішого навчання саме на точкових дефектах. Для підвищення точності необхідним є збагачення набору даних реальними прикладами цього типу індикації, що дозволить моделі краще узагальнювати фактичні ознаки дефектів.

Перспективним напрямом є також оптимізація процесу аугментації. Варто впровадити спеціалізовані перетворення, які імітують типові проблеми магнітопорошкових зображень – нерівномірне освітлення, паразитні відблиски, надлишковий порошковий шум, зміни кольору суспензії. Це дозволить сформувати більш реалістичний та збалансований тренувальний набір, що позитивно вплине на генералізацію моделі.

Ще одним шляхом покращення є уточнення анотацій. Під час аналізу результатів було помічено, що точність локалізації підвищується тоді, коли контури дефекту описані з більшою точністю. Уточнення та нормалізація міток

може суттєво вплинути на стабільність навчання та зменшити кількість помилкових спрацьовувань.

Окремо слід розглянути можливість використання більшого обсягу високоякісних вихідних зображень, зокрема з різних типів магнітних суспензій та за різних умов освітлення. Це підвищить універсальність системи та дозволить застосовувати її в ширшому спектрі промислових умов.

Додатковим кроком розвитку може стати впровадження постпроцесингу для стабілізації результатів – фільтрації слабких спрацьовувань, динамічного порогу впевненості або адаптивного NMS, оптимізованого під лінійні дефекти. Такі методи дозволять знизити кількість помилкових детекцій без втрати чутливості до дрібних тріщин.

Загалом, система вже демонструє високий потенціал практичного застосування, а запропоновані вдосконалення відкривають можливості для подальшого підвищення точності, стійкості та універсальності автоматизованого магнітопорошкового контролю.

4.4. Висновок до розділу

Проведена валідація моделі показала її здатність ефективно виявляти дефекти на зображеннях різної якості та при різних типах індикації. Якісний аналіз засвідчив, що модель стійка до знижених параметрів зображень, здатна локалізувати протяжні та чітко виражені дефекти, а також коректно працює з різними технологічними схемами магнітопорошкового контролю.

Кількісна оцінка підтвердила високі метрики для великих і протяжних дефектів (Line, Other), водночас виявила зниження точності та повноти для дрібних точкових дефектів (Spot), що пов'язано з обмеженим початковим набором даних та інтенсивною аугментацією.

Аналіз шляхів вдосконалення моделі показав потенціал для підвищення точності та універсальності системи через збагачення датасету реальними

прикладами, оптимізацію аугментації, уточнення анотацій та застосування постпроцесингу для стабілізації результатів.

Отже, розроблена модель демонструє практичну придатність для автоматизованого магнітопорошкового контролю, зокрема для виявлення протяжних поверхневих дефектів, та має перспективи подальшого вдосконалення для підвищення точності і надійності детекції дрібних об'єктів.

РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЕКТУ “ АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ДЕФЕКТІВ МЕТАЛЕВИХ ВИРОБІВ”

5.1. Опис та технологічний аудит ідеї стартап-проекту

Запропонований стартап спрямований на створення автоматизованої системи магнітопорошкового контролю, яка поєднує сучасні засоби намагнічування, цифрову реєстрацію зображень та алгоритми комп'ютерного аналізу. Розробка усуває залежність результатів від досвіду оператора й переводить процес виявлення дефектів у цілком цифровий формат. Це формує нову якість неруйнівного контролю, якої нині бракує на більшості підприємств.

Ідея стартапу орієнтована на ринки, де потрібний надійний контроль феромагнітних деталей: машинобудування, транспортні системи, залізнична інфраструктура, аерокосмічна та енергетична промисловість. Ці сектори мають високі вимоги до безпеки й якості, тому попит на точні та автоматизовані рішення постійно зростає. Система може працювати як окремий діагностичний комплекс або інтегруватись у потокове виробництво.

Для потенційних користувачів продукт забезпечує низку важливих переваг. Серед них підвищення точності виявлення тріщин, скорочення часу контролю, стабільність результатів, зменшення витрат на ручні перевірки та можливість створення цифрового архіву дефектів. Це дає підприємствам змогу стандартизувати процедури неруйнівного контролю, знижувати ризики браку та істотно підвищувати надійність готової продукції.

Табл. 5.1. Опис ідеї стартап проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Розроблення автоматизованої системи	Контроль деталей машинобудування та транспортного сектору	Підвищення точності виявлення дефектів; зменшення людського

магнітопорошкового контролю, що поєднує автоматичну	(вали, осі, ресори, елементи підвіски, корпусні деталі).	чинника; швидке документування результатів; стабільна якість контролю.
намагнічувальну установку, систему керування, цифрову камеру високої роздільності, модуль комп'ютерного	Контроль деталей залізничної галузі (елементи локомотивів, вагонів, колісні пари).	Можливість безперервного контролю великої кількості деталей; скорочення часу простою; централізований архів результатів.
аналізу зображень та програмне забезпечення для фіксації, обробки і класифікації	Аерокосмічна та енергетична промисловість (лопатки турбін, силові елементи).	Раннє виявлення критичних дефектів; підвищення рівня безпеки; цифрова простежуваність усіх операцій.
дефектів.	Потоковий контроль у виробництві серійних деталей.	Автоматичне сортування, зменшення навантаження на персонал; можливість інтеграції у виробничу лінію.
	Лабораторії неруйнівного контролю.	Зручний інструмент для навчання, демонстрації та досліджень; єдина база дефектів для порівняння.

Автоматизована система магнітопорошкового контролю перевершує існуючі рішення за рівнем автоматизації, точністю, швидкістю та цифровою фіксацією результатів. Ручні установки характеризуються низькою автоматизацією та середньою точністю, напівобчислювальні системи мають обмежену продуктивність і часткову фіксацію, а промислові зарубіжні

комплекси дорогі та менш гнучкі. Порівняння дозволяє виділити сильні та слабкі сторони проекту та оцінити його конкурентоспроможність.

Конкурент 1 - стандартна ручна МПК-установка.

Конкурент 2 - напівобчислювальна МПК-система з цифровою камерою, але без автоматичного аналізу.

Конкурент 3 - промисловий автоматизований комплекс зарубіжного виробника (висока ціна).

Табл. 5.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту.

№	Техніко-економічні характеристики	Мій проєкт	Конкурент 1	Конкурент 2	Конкурент 3	W	N	S
1	Рівень автоматизації	Високий	Низький	Середній	Високий			S
2	Точність і стабільність виявлення дефектів	Висока	Середня	Середня	Висока		N	
3	Швидкість проведення контролю	Висока	Низька	Середня	Висока			S
4	Потреба у високій кваліфікації оператора	Низька	Висока	Середня	Середня			S

5	Цифрова фіксація результатів та архів	Є	Немає	Частково	Є			S
6	Можливість інтеграції у виробничу лінію	Є	Немає	Обмежена	Є		N	
7	Собівартість контролю	Середня	Низька	Середня	Висока	W		
8	Гнучкість налаштувань і адаптивність	Висока	Низька	Середня	Середня			S
9	Продуктивність у потоковому режимі	Висока	Низька	Середня	Висока			S
10	Вартість обладнання	Середня	Низька	Середня	Висока	W		

Автоматизована система магнітопорошкового контролю передбачає інтеграцію кількох технологій: намагнічування, цифрової реєстрації зображень, програмної обробки даних та автоматизованого керування процесом. Для оцінки технологічної здійсненності проекту необхідно визначити, які з цих технологій вже існують на ринку, які потребують доопрацювання та чи є вони доступними авторам проекту. Такий аудит дозволяє визначити реальні шляхи впровадження системи та оцінити можливість комерціалізації продукту.

Табл.5.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Автоматизована система магнітопорошкового контролю	Технологія намагнічування деталей	Існує на ринку, потребує адаптації для автоматизації	Доступна авторам проекту
2		Цифрова реєстрація зображень високої роздільності	Існує на ринку, потребує інтеграції з ПЗ	Доступна
3		Програмне забезпечення для обробки та аналізу зображень	Потрібна розробка або доопрацювання існуючих алгоритмів	Можливо розробити авторам проекту
4		Автоматизоване керування процесом та інтеграція з лінією	Існує на ринку, потребує налаштування під конкретну систему	Доступна

Обрана технологія реалізації ідеї передбачає комплексну інтеграцію кількох ключових компонентів. По-перше, використовується намагнічувальна установка, яка створює необхідне магнітне поле для виявлення дефектів у феромагнітних матеріалах. Ця технологія вже існує на ринку, але для застосування в автоматизованій системі потребує адаптації та інтеграції з іншими елементами контролю.

По-друге, до складу системи входить цифрова реєстрація зображень високої роздільності. Камера фіксує стан деталі після намагнічування та нанесення магнітного порошку, забезпечуючи детальне відображення дефектів. Існуючі технології цифрової реєстрації доступні на ринку, проте їх потрібно інтегрувати в автоматизований цикл і налаштувати під специфічні вимоги до освітлення та швидкості обробки.

По-третє, система передбачає автоматизоване керування процесом, що включає контроль параметрів намагнічування, синхронізацію роботи камери та координацію переміщення деталей. Технологія автоматизованого керування існує на ринку, але потребує адаптації під конкретну конфігурацію виробничої лінії та сумісність із програмним забезпеченням.

Ключовим елементом є розробка спеціалізованого програмного забезпечення для обробки та аналізу зображень. Воно виконує автоматичну класифікацію дефектів, формує цифровий архів результатів та генерує звіти для користувача. Це програмне забезпечення може бути розроблено власними силами авторів проєкту або адаптовано на основі існуючих алгоритмів.

Таким чином, технологічна реалізація проєкту є можливою. Доцільно використовувати наявні на ринку технології намагнічування, цифрової реєстрації та автоматизованого керування, при цьому адаптуючи їх під автоматизовану систему. Додатково необхідно створити або доопрацювати програмне забезпечення, яке забезпечить цифрову обробку зображень та класифікацію дефектів, що дозволить досягти повної автоматизації процесу магнітопорошкового контролю.

5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проєкту

Для оцінки ринкових можливостей запуску стартап-проєкту необхідно проаналізувати попит на продукт, обсяг ринку, динаміку його розвитку, бар'єри

для входу, специфічні вимоги до сертифікації та стандартизації, а також середню норму рентабельності у галузі. Автоматизована система магнітопорошкового контролю орієнтована на промислові підприємства, що виробляють деталі з феромагнітних матеріалів, а також на лабораторії неруйнівного контролю та сервісні центри машинобудівної та залізничної галузей.

Попит на подібні рішення зростає через підвищені вимоги до якості та безпеки продукції, а також тенденцію до автоматизації виробничих процесів. Обсяг ринку визначається кількістю потенційних підприємств і лабораторій, які потребують високоточних систем неруйнівного контролю. На ринку присутні як ручні установки та частково автоматизовані системи, так і дорогі промислові комплекси, що створює певну конкуренцію, але залишає нішу для середнього сегменту -доступних автоматизованих систем із цифровою фіксацією.

Рівень складності входу на ринок середній: потрібно забезпечити наявність технічних рішень, кваліфікований персонал для інтеграції системи та дотримання стандартів контролю. Середня норма рентабельності у галузі складає близько 15–20 %, що перевищує поточну ставку банківського відсотка, тому інвестиції в такий проект є економічно виправданими.

Таким чином, ринок для впровадження автоматизованої системи магнітопорошкового контролю є привабливим, має потенціал для зростання і забезпечує економічну ефективність за умови правильного позиціонування продукту та використання доступних технологій.

Табл.5.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	10–15 основних виробників/постачальників обладнання для магнітопорошкового контролю в регіоні
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	~50–70 млн грн на рік у сегменті автоматизованих та напіваавтоматичних систем
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає через автоматизацію та підвищені стандарти якості
4	Наявність обмежень для входу	Середні: потреба у сертифікації, кваліфікованому персоналі, доступі до технологій
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відповідність міжнародним стандартам неруйнівного контролю (ISO, ASTM, ГОСТ)
6	Середня норма рентабельності в галузі, %	15–20 %

Для визначення потенційних груп клієнтів слід проаналізувати, які базові потреби задовольняє продукт, хто може бути зацікавлений у такому товарі та які специфічні вимоги висуває кожна цільова група. Автоматизована система магнітопорошкового контролю забезпечує точне і швидке виявлення дефектів у металевих деталях, що зменшує кількість браку, підвищує безпеку виробництва та дозволяє цифрово зберігати дані для звітності та контролю якості. Потенційними клієнтами є промислові підприємства машинобудівної та

залізничної галузей, лабораторії неруйнівного контролю та сервісні центри, які обслуговують великі виробництва.

Різні цільові групи відрізняються поведінкою. Промислові підприємства цінують високу продуктивність, надійність та інтеграцію з існуючими виробничими лініями. Лабораторії звертають увагу на точність вимірювань, відповідність стандартам та простоту документації. Сервісні центри орієнтовані на мобільність, швидку адаптацію системи та простоту навчання персоналу. Вимоги клієнтів стосуються як самої продукції (точність, швидкість, автоматизація, цифровий архів), так і компанії-постачальника (технічна підтримка, наявність навчання та консультацій, гарантійне обслуговування).

Табл.5.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1	Точне виявлення дефектів у металевих деталях	Промислові підприємства (машинобудування, залізнична галузь)	Орієнтація на продуктивність і інтеграцію з лінією; тривалі цикли закупівель	Висока продуктивність, надійність, інтеграція, технічна підтримка
2	Відповідність стандартам та документація	Лабораторії неруйнівного контролю	Висока увага до стандартів, документації та сертифікації	Точність, цифровий архів, відповідність стандартам ISO/ASTM/ГОСТ

3	Швидка адаптація та мобільність системи	Сервісні центри та ремонтні підприємства	Потреба у швидкому навчанні персоналу, мобільність системи	Простота експлуатації, адаптивність, технічна підтримка, навчання персоналу
---	---	--	--	---

Після визначення потенційних клієнтів проводиться аналіз ринкового середовища для виявлення факторів, які сприяють впровадженню проекту, та факторів, що можуть перешкодити його реалізації. До сприятливих умов належать зростання попиту на автоматизацію та підвищені стандарти якості, поява нових каналів збуту, наявність сучасних технологій і державна підтримка інновацій. До загроз відносяться вихід на ринок нових конкурентів, зростання податків, тендерні обмеження для постачальників та зміни у стандартах або технічних регламентах.

Табл.5.6. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

Параметри оцінки	Можливості	Загрози
1. Конкуренція	Підвищення бар'єрів входу для нових гравців: ліцензії та сертифікація	Вихід на ринок великої іноземної компанії-конкурента
2. Збут	Поява нової роздрібною сітки, яка шукає постачальників	Ключовий оптовий покупець переходить на тендерну систему

3. Попит	Зростання потреби у точному та швидкому контролі якості	Зниження бюджету клієнтів на модернізацію виробництва
4. Технології	Доступність сучасних автоматизованих систем і цифрових рішень	Поява нових технологій, що можуть швидко замінити існуючі
5. Законодавство	Підтримка інновацій та державні програми модернізації	Зміна технічних регламентів або сертифікаційних вимог

Отримані результати аналізу ринкового середовища показують наявність як позитивних, так і стримувальних чинників для реалізації проєкту. Після оцінки загальних можливостей та загроз доцільно деталізувати фактори ризику, визначити їхній зміст і передбачити реакції компанії на кожну потенційну загрозу. Це дає змогу комплексно оцінити рівень ризиків та підготувати механізми їхнього мінімізації на етапі виходу продукту на ринок.

Табл.5.7. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1	Конкуренція	Вихід на ринок великої іноземної компанії з відомим брендом	Активна маркетингова кампанія, позиціонування через середній сегмент і доступну ціну
2	Збут	Ключовий оптовий покупець визначає постачальників через тендери	Підготовка тендерних пропозицій, пошук додаткових каналів збуту

3	Законодавство	Зміна технічних регламентів і сертифікаційних вимог	Моніторинг нормативної бази, швидка адаптація продукту до нових вимог
4	Фінансові фактори	Зростання податків або витрат на виробництво	Оптимізація витрат, пошук державних програм підтримки інновацій
5	Технологічні	Поява нових технологій, що можуть замінити існуючі рішення	Інвестиції у НДДКР, модернізація та адаптація продукту

Окрім потенційних загроз, важливо проаналізувати можливості, що формують сприятливі умови для впровадження стартапу. Вони визначають точки зростання, на які може спиратися команда проєкту для посилення конкурентних позицій. Систематизація факторів можливостей допомагає обрати оптимальну ринкову стратегію, визначити ефективні канали просування та окреслити напрямки розвитку продукту на найближчі роки.

Табл.5.8. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Попит	Зростання потреби у високоточному автоматизованому контролі якості	Активне просування продукту, розширення виробничих потужностей
2	Технології	Доступність сучасних автоматизованих систем і цифрових рішень	Використання готових технологій для скорочення часу розробки та впровадження

3	Збут	Поява нових каналів реалізації та роздрібних мереж	Налагодження партнерств та нових дистриб'юторських каналів
4	Законодавство	Державна підтримка інновацій та модернізації виробництва	Участь у програмах підтримки, отримання грантів і пільг
5	Ринкові тенденції	Підвищення стандартів якості і вимог до безпеки	Позиціонування продукту як рішення, що відповідає сучасним стандартам і нормам

Аналіз конкуренції на ринку дозволяє оцінити, в яких умовах діятиме стартап, які фактори впливають на його конкурентоспроможність і які дії компанії можуть зміцнити позиції. Ринок магнітопорошкового контролю відноситься до галузі з олігополістичними та монополістично-конкурентними рисами: існує кілька великих гравців, а також низка менших лабораторій і сервісних компаній, що пропонують аналогічні послуги.

За рівнем конкурентної боротьби ринок є національним: основні замовники -промислові підприємства, залізничні та машинобудівні компанії, а постачальники послуг і обладнання зосереджені у великих регіональних центрах. Галузева ознака конкуренції -внутрішньогалузева, оскільки змагання відбувається між компаніями, що надають послуги неруйнівного контролю та продають відповідне обладнання.

За видами товарів спостерігається товарно-видова конкуренція між різними моделями автоматизованих систем контролю та товарно-родова конкуренція з боку альтернативних методів (ультразвуковий контроль, рентгенографія, візуальна дефектоскопія).

Конкурентні переваги здебільшого формуються неціновими чинниками: точністю, швидкістю, рівнем автоматизації, можливістю цифрового збереження даних, технічним сервісом і навчанням персоналу. Цінова конкуренція присутня, але не є основною, оскільки клієнти орієнтуються на якість і надійність обладнання.

Інтенсивність конкуренції у більшості сегментів ринку носить немарочний характер, проте брендинг великих компаній відіграє певну роль у формуванні довіри клієнтів. Новий стартап може зміцнити позиції завдяки технологічним перевагам, швидкій адаптації продукту під вимоги клієнтів та сервісній підтримці.

Табл.5.9. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії)
Тип конкуренції	Монополістична/олігополія з елементами чистої конкуренції	Позиціонування стартапу як технологічного та гнучкого рішення, нішевий маркетинг
Рівень конкурентної боротьби	Національний	Орієнтація на ключові регіони та великі промислові підприємства, участь у тендерах
Галузева ознака	Внутрішньогалузева	Спеціалізація на магнітопорошковому контролі та інтеграція з іншими методами неруйнівного контролю

Конкуренція за видами товарів	Товарно-видова та товарно-родова	Впровадження інновацій та цифрових рішень, диференціація від альтернативних методів
Характер конкурентних переваг	Нецінова	Підвищення точності та автоматизації, сервісна підтримка, навчання персоналу
Інтенсивність	Немарочна (марочні елементи для великих гравців)	Акцент на технології та сервіс, розвиток бренду через демонстрацію надійності і результативності

Таблиця 5.10. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товаризамінники
Зміст аналізу	Навести перелік прямих конкурентів	Визначити бар'єри входження в ринок	Визначити фактори сили постачальників	Визначити фактори сили споживачів	Фактори загроз з боку замінників
Аналіз та висновки	Перелік конкурентів: Magnaflux (США).	Необхідність сертифікації ISO/ASTM/ГОСТ. Потреба в	Сила: середня. Камери високої роздільності	Сила: висока. Клієнти оцінюють точність,	Загроза: середня. Ультразвуковий контроль

Chemetall / BASF. KOWA (Японія). Укрінтех, Інтроскоп. Лабораторії НК, що створюють свої напів-автоматизовані системи. Висновок: Інтенсивність конкуренції – середньо-висока. Ринок містить сильні бренди, але їхні рішення дорогі та менш	інтеграції у виробничі лінії. Інвестиції у ПЗ та комп'ютерній зір. Потрібні компетенції в МПК + ІТ. Можливість появи нових гравців: є. Строки: 1–3 роки (при вході ІТ-компаній у НК). Висновок: Бар'єри середні, але технологічній поріг достатньо високий, що сповільнює появу нових конкурентів.	і -обмежене число виробників. УФ-лампи та оптика - переважно імпорт. Магнітні порошки – широко доступні. Спеціальні електронні блоки (драйвери, живлення) - залежність від стабільних поставок. Умови: Постачальники частково впливають на собівартість; диктування	автоматизацію та надійність. Високі вимоги до звітності та цифрової фіксації. Орієнтація на мінімізацію браку та простоїв. Умови: Клієнти схильні диктувати вимоги до функціональності та швидкості, але не можуть повністю диктувати ціну через важливість результату контролю.	(УЗК). Вихрострумовий контроль (ВСК). Рентгенографія. Візуально-оптичний контроль. Обмеження: Альтернативи підходять для інших типів дефектів, але не замінюють МПК у виявленні поверхневих тріщин. Частина конкурентних методів дорожча та складніша в
---	--	---	--	---

	гнучкі. Є нішевий простір у середньому сегменті: «доступна автоматизація + цифрова фіксація»		умов помірне, ризики - логістичні затримки.		експлуатації.
--	---	--	---	--	---------------

Результати проведеного аналізу за моделлю М. Портера свідчать, що ринок автоматизованих систем магнітопорошкового контролю перебуває у стані помірної конкурентної напруги. Основний тиск формують прямі конкуренти, які вже працюють на ринку неруйнівного контролю, а також постачальники обладнання, що впливають на собівартість технологічних рішень. Бар'єри входження у ринок є середніми: необхідна наявність технологічних компетенцій, відповідність стандартам контролю та інвестиції в дослідницькі розробки. Водночас ринок залишається відкритим для інноваційних рішень, що мають цифрову обробку, високий рівень автоматизації та можливість інтеграції у виробничі лінії.

Потенційні конкуренти можуть з'явитися у найближчі роки, передусім серед компаній, що спеціалізуються на автоматизації неруйнівного контролю. Проте строки їхнього виходу на ринок здебільшого залежать від темпів розвитку технологій комп'ютерного зору та роботи з великими масивами даних. З боку замінників загроза пов'язана з альтернативними методами контролю (ультразвуковим, вихрострумовим, рентгенографічним), однак вони не забезпечують аналогічного рівня візуалізації поверхневих тріщин.

Враховуючи інтерес промислових підприємств до цифрових систем і загальну тенденцію до автоматизації, можливість виходу на ринок є високою. Для зміцнення позицій необхідно сформувати набір ключових характеристик продукту, які забезпечать конкурентоспроможність у порівнянні з існуючими рішеннями.

На основі проведеного аналізу конкуренції (табл. 9), характеристик запропонованої автоматизованої системи магнітопорошкового контролю (табл. 2), вимог споживачів до точності, швидкості та цифрової фіксації результатів (табл. 5), а також оцінки факторів маркетингового середовища (табл. 6–7) сформовано перелік ключових факторів конкурентоспроможності проєкту. Вони визначають властивості системи, що безпосередньо впливають на якість контролю, продуктивність, зручність упровадження та економічну ефективність для підприємств. Для кожного фактора наведено обґрунтування його значущості та роль у формуванні переваг над існуючими ручними та напівавтоматичними рішеннями.

Таблиця 5.11. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (чинники, які роблять фактор значущим для порівняння конкурентних проєктів)
1	Рівень автоматизації процесу контролю	Автоматизація зменшує вплив оператора, підвищує стабільність результатів, скорочує час обробки та дозволяє інтегрувати систему в виробничу лінію. Є ключовою перевагою над ручними та напівавтоматичними установками.
2	Точність і надійність виявлення дефектів	Підприємства орієнтуються на мінімізацію браку та витрат на ремонт. Висока точність виявлення поверхневих тріщин формує

		цінність системи в порівнянні з ручними та альтернативними методами НК.
3	Цифрова фіксація та архівування результатів	Багато конкурентів не забезпечують повноцінної цифрової звітності. Архів даних дозволяє проводити аналіз тенденцій, підвищує контроль якості та відповідає вимогам міжнародних стандартів.
4	Продуктивність у потоковому режимі	Підприємства з серійним та масовим виробництвом потребують швидкого контролю великої кількості деталей. Висока продуктивність забезпечує економічний ефект і перевагу над лабораторними системами.
5	Гнучкість налаштувань і адаптивність до різних деталей	Здатність працювати з деталями різних форм, розмірів і матеріалів збільшує область застосування та формує додаткову конкурентну цінність у порівнянні з системами, прив'язаними до одного типорозміру.
6	Вартість володіння (створення + експлуатація)	Переважно імпортні системи мають високу ціну. Помірна вартість обладнання й обслуговування забезпечує доступність для середнього ринку та здатність конкурувати із західними рішеннями.
7	Інтеграція з виробничими лініями та ПЗ підприємства	Сучасні підприємства прагнуть до цифровізації. Здатність інтегрувати систему в MES/ERP/SCADA та взаємодія з іншими НК-методами — важливий критерій вибору постачальника.

8	Сервісна підтримка та навчання персоналу	Більшість конкурентів у середньому сегменті мають обмежений сервіс. Наявність технічної підтримки, документації та навчання підвищує довіру клієнтів і впливає на рішення про придбання.
---	---	---

За визначеними факторами конкурентоспроможності здійснюється порівняльний аналіз сильних і слабких сторін стартап-проєкту відносно основних конкурентів. Така оцінка дозволяє кількісно визначити переваги розробленої системи над ручними, напівавтоматичними та промисловими зарубіжними комплексами, а також визначити напрями подальшого вдосконалення продукту. Рейтингова оцінка проведена за шкалою від –3 до +3, де додатні значення свідчать про переваги стартап-проєкту, нульове значення відображає однаковий рівень із конкурентом, а від’ємні — переваги конкурентного рішення. Результати зведено до таблиці 12.

Таблиця 5.12. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№	Фактор конкурентоспроможності	Вага (1–20)	Рейтинг відносно конкурента 1	Рейтинг відносно конкурента 2	Рейтинг відносно конкурента 3
1	Рівень автоматизації	20	+3	+2	0
2	Точність і стабільність виявлення дефектів	18	+3	+2	0
3	Цифрова фіксація та архівування	16	+3	+2	–1
4	Продуктивність у потоковому режимі	17	+3	+2	0

5	Гнучкість налаштувань та адаптивність	14	+3	+2	+1
6	Вартість володіння	12	-1	0	+3
7	Інтеграція з виробничими лініями	15	+3	+2	0
8	Сервісна підтримка та навчання	10	+2	+1	0

Отримані результати свідчать, що стартап-проект має суттєві переваги над ручними та напівавтоматичними системами магнітопорошкового контролю. Найбільші відмінності спостерігаються у рівні автоматизації, точності виявлення дефектів, продуктивності та можливості цифрової фіксації результатів, що формує стабільну конкурентну позицію в середньому ціновому сегменті. Порівняно з промисловими зарубіжними комплексами проект демонструє співставний технічний рівень, зберігаючи при цьому нижчу вартість володіння та більшу гнучкість адаптації до різних типорозмірів деталей.

Єдиною відносно слабкою стороною у порівнянні з високовартісними промисловими установками є дещо нижчий рівень можливостей цифрової звітності, проте ця різниця може бути мінімізована шляхом подальшого удосконалення програмного забезпечення та впровадження розширеного модуля аналітики.

У цілому зведена оцінка підтверджує конкурентоспроможність стартап-проекту, його здатність зайняти нішу доступних автоматизованих систем з високою точністю контролю та потенціал для масштабування на підприємствах із різними технологічними вимогами.

Фінальним етапом ринкового аналізу є складання SWOT-аналізу стартап-проекту, який узагальнює результати дослідження внутрішніх характеристик продукту та зовнішніх умов ринку. Матриця SWOT поєднує сильні та слабкі

сторони розробленої автоматизованої системи магнітопорошкового контролю (визначені за результатами порівняльної оцінки конкурентоспроможності), а також ринкові можливості й загрози, що впливають із факторів маркетингового середовища та конкурентного середовища.

На відміну від самих факторів, ринкові загрози й можливості є прогнозованими наслідками впливу цих факторів і мають певну ймовірність реалізації. Такий підхід дозволяє визначити стратегічні орієнтири та окреслити напрями розвитку стартапу в умовах змінного ринку. Матрицю SWOT наведено в таблиці 13.

Таблиця 5.13. SWOT-аналіз стартап-проєкту

S – Сильні сторони	W – Слабкі сторони
Високий рівень автоматизації процесу контролю.	Потреба у розробці та постійному оновленні програмного забезпечення.
Висока точність і стабільність виявлення поверхневих тріщин.	Менша глибина цифрової аналітики у порівнянні з преміальними іноземними системами.
Цифрова фіксація та архівування результатів.	Залежність від постачальників камер, оптики та електронних компонентів.
Висока продуктивність у потокових режимах.	Додаткові витрати на інтеграцію в існуючі виробничі процеси.
Гнучкість налаштувань під різні типорозмірні деталі.	Необхідність залучення спеціалістів у МПК та комп'ютерному аналізі зображень.
Нижча вартість володіння порівняно з дорогими зарубіжними комплексами.	
Можливість інтеграції у виробничі лінії та ПЗ підприємства.	

Сервісна підтримка й навчання персоналу.	
О – Можливості	Т – Загрози
Зростання потреби у високоточному автоматизованому контролі якості.	Вихід на ринок великих іноземних компаній із сильними брендами.
Цифровізація промислових процесів та поширення концепції «розумного виробництва».	Перехід підприємств на тендерні закупівлі, що підсилює конкуренцію.
Поява нових каналів збуту та партнерських програм.	Можливі зміни технічних регламентів і сертифікаційних вимог.
Державна підтримка інновацій і програм модернізації підприємств.	Зростання вартості комплектуючих або логістичних витрат.
Підвищення вимог до безпеки та стандартів якості продукції.	Поява нових технологій контролю, які можуть частково замінити МПК у специфічних випадках.

Проведений SWOT-аналіз демонструє, що стартап-проект має значний потенціал ринкового зростання завдяки сукупності сильних внутрішніх характеристик та сприятливим зовнішнім тенденціям у сфері автоматизації та цифровізації виробництва. Основні переваги проекту зосереджені у високому рівні автоматизації, точності та продуктивності контролю, що забезпечує його конкурентну позицію у середньому ціновому сегменті.

Водночас окремі слабкі сторони, пов'язані насамперед із необхідністю розвитку програмного забезпечення та залежністю від імпортованих комплектуючих, можуть бути компенсовані використанням ринкових можливостей, зокрема державних програм підтримки інновацій та партнерств із технологічними постачальниками.

Наявні загрози ринку потребують постійного моніторингу та гнучкої стратегії адаптації. Особливо це стосується конкуренції з боку зарубіжних

виробників і змін нормативних вимог. Однак за умови реалізації технологічних переваг та активної маркетингової діяльності стартап має всі передумови для успішного комерційного впровадження.

На основі проведеного SWOT-аналізу формуються можливі альтернативи ринкової поведінки, які можуть бути використані для виходу стартап-проекту на ринок. Для кожної альтернативи визначається комплекс заходів, необхідні ресурси, ймовірність їх отримання та орієнтовні строки реалізації з урахуванням потенційної активності конкурентів. Результати наведено в таблиці 14.

Таблиця 5.14. Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (комплекс заходів)	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Швидкий вихід на ринок із базовою (MVP) версією системи. Запуск робочого прототипу з основними функціями (автоматизація + цифрова фіксація). Пілотне впровадження на 1–2 підприємствах.	Висока	Короткі (6–9 місяців)
2	Вихід з повною версією після розширеного доопрацювання ПЗ. Розвиток аналітики, покращення архіву, інтеграція з MES/ERP. Позиціонування як «інтелектуальна МПК-система».	Середня	Середні (12–18 місяців)
3	Партнерська модель через інтеграторів та дилерів НК-обладнання. Кооперація з виробниками магнітних систем, сертифікація за ISO/ASTM, розширення мережі збуту.	Середня	Довші (18–24 місяці)

4	Преміальна стратегія: створення повністю автоматизованого комплексу. Високий рівень роботизації, модулі прогнозу аналітики, конкурування з глобальними брендами.	Низька	Дуже довгі (24–36 місяців)
---	--	--------	----------------------------

Порівняння показує, що альтернативи значно відрізняються за строками, рівнем ресурсної складності та ризиками. Найдовші цикли реалізації властиві преміальній стратегії, що потребує значних інвестицій, складної сертифікації та високої технологічної готовності, тоді як швидкий вихід із базовою версією забезпечує мінімізацію ризиків і швидке закріплення на ринку.

З урахуванням аналізу конкурентів (табл. 9), які можуть розширити свою присутність протягом найближчих 1–3 років, пріоритетними стають стратегії зі стислими строками запуску та високою ймовірністю отримання необхідних ресурсів.

Обрана для впровадження **Альтернатива 1 — швидкий вихід на ринок із базовою версією системи (MVP)**. Такий вибір зумовлений тим, що ця стратегія передбачає найвищу ймовірність оперативного отримання необхідних ресурсів і дає змогу забезпечити мінімальні строки реалізації проєкту. Вона дозволяє швидко зайняти вільну нішу на ринку ще до появи потенційних конкурентів та сформувати початкову клієнтську базу. Крім того, запуск базової версії створює можливість у подальшому послідовно розширювати функціональність системи, адаптуючи її до нових вимог та технологічних умов.

5.3. Розроблення ринкової стратегії та маркетингової програми проєкту

Першим етапом розроблення ринкової стратегії є визначення пріоритетних сегментів, на які буде спрямовано комерційне впровадження автоматизованої

системи магнітопорошкового контролю. Оцінювання здійснюється за критеріями готовності споживачів сприйняти інноваційний продукт, обсягу потенційного попиту, інтенсивності конкуренції та простоти входу у відповідний сегмент. Результати подано в таблиці 16.

Таблиця 5.16. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Опис профілю цільової групи	Готовність споживачів в сприйняти продукт	Орієнтовний попит у сегменті	Інтенсивність конкуренції	Простота входу у сегмент
1	Промислові підприємства машинобудування та металообробки	Висока	Високий (масове застосування контролю)	Середня	Середня
2	Підприємства залізничної галузі (локомотивні та вагоноремонтні депо)	Висока	Високий (регулярний контроль великої кількості деталей)	Висока	Низька
3	Лабораторії неруйнівного контролю	Середня	Середній	Середня	Висока
4	Сервісні центри та ремонтні підприємства	Середня	Середній – низький	Низька	Середня – висока

За результатами аналізу доцільно зосередитися на тих сегментах, де поєднуються високий попит, достатня готовність споживачів до впровадження автоматизованих систем та прийнятний рівень конкуренції. Основними сегментами для первинного входу на ринок обрано машинобудівні підприємства та підприємства залізничної галузі, оскільки вони демонструють значний обсяг потреби у контролі якості та характеризуються високою готовністю до автоматизації. Лабораторії неруйнівного контролю також є перспективним сегментом, проте їхній попит є більш фрагментованим і залежить від спеціалізації. Сервісні центри залишаються вторинним сегментом, який може бути охоплений на подальших етапах розвитку проєкту.

З огляду на те, що для різних сегментів потрібні відмінні акценти у просуванні та сервісній підтримці, стратегія охоплення ринку належить до диференційованого маркетингу, коли для кожної цільової групи визначаються окремі програми ринкового впливу.

Таблиця 5.17. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
1	Впровадження системи у великих промислових підприємствах з металургійної та	Широкий сегмент (масовий ринок)	Висока точність розпізнавання дефектів, скорочення часу контролю, інтеграція з	Лідерство по витратах

	машинобудівної галузей		існуючими виробничими процесами, економія витрат на ручний контроль	
2	Пропозиція кастомізованих рішень для середніх підприємств	Сегментований ринок (вибрані сегменти)	Можливість адаптації під специфічні виробничі процеси, гнучкість у налаштуванні алгоритмів, підтримка після впровадження	Спеціалізація
3	Розробка преміального продукту для високотехнологічних підприємств з високими вимогами до якості	Вибраний нішевий сегмент	Інноваційні алгоритми розпізнавання, інтеграція з системами штучного інтелекту, висока надійність, преміальна підтримка	Диференціація

Вибір базової стратегії розвитку для проекту «Автоматизована система розпізнавання дефектів металевих виробів» здійснено з урахуванням особливостей ринку, цільових сегментів та конкурентних переваг системи.

Для впровадження продукту у великих промислових підприємствах обрана стратегія лідерства по витратах. Це дозволяє забезпечити

конкурентоспроможність на масовому ринку за рахунок високої продуктивності системи, скорочення витрат на ручний контроль і інтеграцію з існуючими процесами. Така стратегія дає можливість отримати більшу маржу та витримати конкурентну цінову політику на ринку.

Для середніх підприємств, де потрібна адаптація продукту під специфічні процеси, оптимальною є стратегія спеціалізації. Вона передбачає концентрацію на потребах конкретного сегмента, що дозволяє надавати кастомізовані рішення, підвищувати ефективність впровадження та забезпечувати додаткову цінність за рахунок гнучкості алгоритмів та підтримки після впровадження.

Для високотехнологічних підприємств з високими вимогами до якості доцільно застосувати стратегію диференціації. Продукт відрізняється інноваційними алгоритмами, високою надійністю та інтеграцією з системами штучного інтелекту, що дозволяє отримати преміальний сегмент ринку, де готові прийняти більш високу ціну за високу якість та функціональні можливості.

Таким чином, комбіноване застосування трьох базових стратегій розвитку дозволяє проекту ефективно охопити різні ринкові сегменти, одночасно забезпечуючи конкурентні переваги як за витратами, так і за якістю продукту.

На основі визначеної базової стратегії (лідерство за витратами та спеціалізація) необхідно конкретизувати модель поведінки компанії в конкурентному середовищі. Це передбачає вибір тактики взаємодії з лідерами ринку та визначення джерел залучення клієнтів. Аналіз факторів, що впливають на вибір стратегії конкурентної поведінки, наведено в табл. 18.

Таблиця 5.18. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових	Чи буде компанія копіювати основні	Стратегія конкурентної поведінки*
--------------	---	--------------------------------------	---	--

		споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	характеристики товару конкурента, і які?	
1	Так, проект впроваджує автоматизовану систему розпізнавання дефектів металевих виробів, яка є новаторською для багатьох промислових підприємств	Орієнтація на розширення первинного попиту – залучення нових споживачів, формування попиту на автоматизовані рішення	Не копіює; впроваджуються власні алгоритми і технології розпізнавання	Стратегія лідера – розширення первинного попиту
2	Частково – на ринку існують інші системи контролю якості, проте автоматизація та AI-моделі є новими	Компанія може частково залучати клієнтів конкурентів у середньому сегменті через адаптовані рішення	Використовуютьс я стандарти інтеграції, але алгоритми та функціонал відрізняються	Стратегія виклику лідера – флангова атака на сегменти конкурентів
3	Ні, у преміальному сегменті існують розробки конкурентів	Основний фокус на задоволенні специфічних потреб	Не копіює, продукт відрізняється інноваційними	Стратегія заняття конкурентної ніші (нішевий фокус)

		нішевого сегмента, нові споживачі формуються через якість і інновації	алгоритмами, високою точністю	
--	--	---	-------------------------------	--

За результатами аналізу обрано стратегію нішера-комутанта, що дозволяє уникнути прямої конфронтації з галузевими гігантами. Фокусування на специфічних потребах цільових сегментів та гнучкість виробництва забезпечують швидку адаптацію до змін на ринку та стабільний розвиток компанії на етапі становлення. Така стратегія дозволяє ефективно використовувати наявні ресурси, одночасно формуючи лояльну клієнтську базу та закладаючи підґрунтя для майбутнього розширення частки ринку.

На основі вимог споживачів обраних сегментів ринку та враховуючи обрану базову стратегію розвитку (табл. 16) і стратегію конкурентної поведінки (табл. 17), формується стратегія позиціонування стартап-проекту. Вона полягає у визначенні ринкової позиції та комплексу асоціацій, за якими споживачі ідентифікуватимуть продукт. Позиціонування забезпечує виділення унікальної торговельної пропозиції (УТП), демонструє відмінність від конкурентів та показує цінність продукту для кінцевого користувача.

Таблиця 5.19. Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію
--------------	--	----------------------------------	---	---

				власного проекту (три ключових)
1	Висока точність та надійність розпізнавання дефектів металевих виробів, інтеграція з виробничими процесами	Лідерство по витратах	Автоматизація контролю, скорочення витрат на ручну перевірку, швидка обробка результатів	«Точність», «Ефективність», «Надійність»
2	Гнучкість налаштувань для специфічних потреб середніх підприємств, легкість адаптації	Спеціалізація	Кастомізовані рішення, підтримка після впровадження, адаптивні алгоритми	«Гнучкість», «Адаптивність», «Підтримка»
3	Інноваційність, передові алгоритми AI, преміальна якість для високотехнологічних підприємств	Диференціація	Інноваційні алгоритми, висока точність, інтеграція з AI-системами, преміальна підтримка	«Інновації», «Прогресивність», «Преміум-якість»

За результатами аналізу обрана стратегія позиціонування передбачає підкреслення ключових переваг продукту, що відповідають вимогам цільової аудиторії. Для масового сегмента основний акцент зроблено на точності, ефективності та надійності, для середнього сегмента – на гнучкості, адаптивності

та підтримці, а для преміального сегмента – на інноваціях, прогресивності та преміальній якості. Такий підхід дозволяє сформувати чітку, узгоджену систему рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, визначити напрями роботи на ринку та забезпечити стійку конкурентну позицію на всіх етапах розвитку.

5.4. Бізнес-модель реалізації стартап-проекту та оцінювання його економічної ефективності

На основі попереднього аналізу ринку, конкурентоспроможності товару та потреб цільових сегментів формується маркетингова концепція продукту. Концепція відображає фізичні та невлимі характеристики товару, які сприймаються споживачем, а також набір вигод, що обіцяє певній групі користувачів. Таблиця 20 підсумовує ключові потреби споживачів та пропонувані вигоди, а також виділяє конкурентні переваги продукту на ринку.

Таблиця 5.20. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Висока точність виявлення дефектів металевих виробів	Зменшення кількості бракованої продукції, підвищення якості виробництва	Використання AI-алгоритмів для автоматичного розпізнавання дефектів; скорочення людського фактору; швидка обробка даних

2	Зниження витрат на контроль якості	Скорочення витрат на ручну перевірку, підвищення рентабельності	Лідерство по витратах за рахунок автоматизації та інтеграції з існуючими процесами
3	Адаптивність під специфічні потреби середніх підприємств	Можливість налаштування під власні виробничі процеси	Кастомізовані рішення, гнучкі алгоритми, підтримка після впровадження
4	Преміальна якість для високотехнологічних підприємств	Надійність, передові технології, точність	Інноваційні AI-алгоритми, інтеграція з існуючими системами, преміальна підтримка
5	Легкість інтеграції та швидкий запуск	Мінімізація часу на впровадження та навчання персоналу	Простий інтерфейс, готові модулі інтеграції, документація та підтримка клієнтів

За результатами аналізу визначено, що маркетингова концепція продукту стартап-проекту базується на поєднанні високої точності, ефективності та адаптивності. Основні конкурентні переваги включають автоматизацію контролю якості, використання AI-алгоритмів, гнучкість під потреби середніх підприємств та преміальну якість для високотехнологічних клієнтів. Ця концепція дозволяє сформувати чіткий образ продукту у свідомості споживачів, підвищує лояльність до торгової марки та створює основу для успішного впровадження маркетингових стратегій.

Для систематизації ключових елементів створення та комерціалізації стартап-проекту використано шаблон Lean Canvas, який дозволяє компактно відобразити проблеми ринку, ціннісну пропозицію, цільові сегменти споживачів, конкурентні переваги, канали збуту, структуру витрат і джерела доходів. Узагальнену бізнес-модель реалізації стартап-проекту наведено в таблиці 5.21.

Таблиця 5.21. побудова бізнес-моделі за шаблоном Lean canvas

<p>Низька відтворюваність результатів магнітопорошкового контролю через людський фактор; висока залежність якості контролю від кваліфікації дефектоскопіста; відсутність автоматизованої фіксації та архівування результатів; складність контролю виробів складної геометрії.</p>	<p>Інтегрована установка магнітопорошкового контролю з автоматизованим намагнічуванням, ультрафіолетовим освітленням, камерою високої роздільної здатності та програмним модулем розпізнавання дефектів на основі нейронної мережі.</p>	<p>Автоматизована система магнітопорошкового контролю з машинним зором, що забезпечує стабільну якість виявлення поверхневих і підповерхневих дефектів, цифрову фіксацію результатів та зменшення впливу людського фактора.</p>	<p>Поєднання глибокої спеціалізації в магнітопорошковому методі з власними алгоритмами обробки зображень; адаптація системи під конкретні типи виробів; накопичення бази еталонних дефектів.</p>	<p>Машинобудівні підприємства; вагонобудівні та локомотиворемонтні депо; металургійні комбінати; підприємства енергетичного машинобудування; лабораторії неруйнівного контролю.</p>
	<p>Точність виявлення дефектів; зменшення часу контролю одного виробу; відсоток хибних спрацювань; кількість впроваджених систем; повторні замовлення.</p>		<p>Прямі продажі промисловим підприємствам; участь у галузевих виставках і конференціях; співпраця з сервісними компаніями НК; демонстраційні впровадження на виробництвах.</p>	

Розробка програмного забезпечення; закупівля камер, джерел УФ-освітлення та намагнічувальних пристроїв; виготовлення механічних вузлів; заробітна плата команди; витрати на сертифікацію та маркетинг.	Продаж установок магнітопорошкового контролю; ліцензування програмного забезпечення; сервісне обслуговування та модернізація; навчання персоналу замовника.
--	---

Представлена бізнес-модель демонструє, що стартап-проект орієнтований на промисловий сегмент із високими вимогами до якості та відтворюваності неруйнівного контролю. Основна цінність продукту полягає у зменшенні впливу людського фактора, підвищенні точності контролю та цифровій фіксації результатів, що формує стабільні передумови для комерційного впровадження й масштабування проекту.

На основі концепції товару та маркетингового аналізу розробляється трирівнева модель товару. Вона включає: перший рівень – товар за задумом, що визначає основну функціональну вигоду для споживача; другий рівень – товар у реальному виконанні з характеристиками, властивостями та стандартами; третій рівень – товар із підкріпленням, що включає додаткові послуги та захист від копіювання.

Таблиця 5.22. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за задумом	Базова потреба споживача: точне та швидке виявлення дефектів металевих виробів для підвищення якості продукції та зменшення втрат на виробництві. Основна функціональна вигода: автоматизація контролю, економія часу та коштів, підвищення рентабельності.
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики: – Економічні: низька собівартість обслуговування та експлуатації, зменшені витрати на ручну перевірку, можливість масштабування; –

	<p>Технічні: швидкість обробки зображень, точність розпізнавання >95%, інтеграція з виробничими системами;</p> <p>– Надійність: безвідмовна робота до 10 000 циклів перевірки, гарантійний термін 12 місяців; – Технологічні: оптимізовані алгоритми для мінімізації витрат на обчислення; – Ергономічні: інтуїтивний інтерфейс, зручність моніторингу, адаптація до робочих станцій; – Естетичні: сучасний дизайн панелі управління; – Транспортабельність: компактна конструкція, модульна упаковка для перевезень; – Екологічність: низьке енергоспоживання, мінімальний вплив на довкілля; – Безпека: вбудовані механізми блокування, сертифікована електробезпека. Якість: відповідає стандартам ISO 9001 та галузевим нормам. Пакування: компактний модульний корпус, маркування з назвою стартап-компанії + продукту.</p>
<p>III. Товар із підкріпленням</p>	<p>До продажу: демонстраційні модулі, навчальні матеріали, сертифікати відповідності; Після продажу: гарантійне та сервісне обслуговування, оновлення алгоритмів, підтримка інтеграцій. Захист від копіювання: патент на алгоритм AI, ноу-хау щодо методів розпізнавання дефектів, комплексне поєднання технічних, ергономічних та сервісних характеристик.</p>

Формування тривірневої моделі дозволяє чітко визначити цінність продукту для споживача на кожному етапі взаємодії, а також підкреслити конкурентні переваги стартап-проекту. Захист від копіювання досягається поєднанням патентної охорони, технологічного ноу-хау та сервісних переваг, що унеможливорює пряме відтворення продукту конкурентами. Такий підхід створює основу для ефективного виходу на ринок та забезпечує стабільність позицій компанії у довгостроковій перспективі.

Визначення цінових меж є важливим етапом формування маркетингової програми, оскільки від правильного ціноутворення залежить конкурентоспроможність товару та можливість його реалізації у цільовій аудиторії. При встановленні цін враховуються ціни на товари-аналоги та товари-замінники, а також середній рівень доходів потенційних споживачів. Для точного визначення цінових меж застосовується експертна оцінка з урахуванням специфіки ринку та особливостей стартап-проекту.

Таблиця 5.23. Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	50–70 тис. грн	60–80 тис. грн	Середній дохід 55–75 тис. грн	55–75 тис. грн
2	45–65 тис. грн	55–70 тис. грн	Середній дохід 50–70 тис. грн	50–70 тис. грн
3	40–60 тис. грн	50–65 тис. грн	Середній дохід 45–65 тис. грн	45–65 тис. грн

Результати аналізу дозволяють визначити оптимальні межі ціни, в межах яких продукт залишатиметься доступним для цільової аудиторії та водночас забезпечуватиме економічну ефективність проекту. Верхня межа визначається можливістю споживачів сплачувати за продукт, нижня – мінімальною ціною, що покриває витрати на виробництво та забезпечує конкурентоспроможність. Остаточне встановлення ціни буде виконано на етапі фінансово-економічного аналізу проекту з урахуванням всіх витрат та ринкової кон'юнктури.

Вибір оптимальної системи збуту є критично важливим етапом маркетингової програми, оскільки від ефективності каналів розподілу залежить доступність товару для цільової аудиторії, швидкість його надходження на ринок та рівень задоволення споживачів. При прийнятті рішень щодо системи збуту оцінюються специфіка закупівельної поведінки клієнтів, необхідні функції збуту та оптимальна глибина і ширина каналу розподілу. Для стартап-проектів часто використовуються комбіновані канали: власні засоби продажу та посередники, що дозволяє збільшити охоплення ринку та зменшити ризики.

Таблиця 5.24. Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які виконувати постачальник товару має	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Прямі замовлення від малого бізнесу	Консультації, доставка, післяпродажне обслуговування	Нульовий рівень	Прямий продаж через власний сайт та торгових агентів
2	Оптові закупівлі від мережевих магазинів	Організація руху товару, фінансування, підтримка лояльності	Дворівневий канал	Продаж через оптових посередників та торгових представників
3	Роздрібні покупці (індивідуальні споживачі)	Доставка, гарантії, консультації	Канал одного рівня	Роздрібні точки та доставка поштою/кур'єром

Оптимальна система збуту дозволяє забезпечити максимальну доступність продукту для цільової аудиторії та ефективно реалізувати всі функції каналу розподілу: встановлення контактів зі споживачами, стимулювання збуту, організація руху товару, фінансування та управління ризиками. Вибір глибини та ширини каналу дистрибуції визначається кількістю посередників, необхідних для досягнення бажаного охоплення ринку, та можливостями стартап-компанії контролювати продаж і сервіс. Для стартапів доцільно поєднувати прямий продаж із залученням обмеженої кількості посередників, що дозволяє швидко адаптуватися до ринкових умов і мінімізувати витрати.

Розроблення концепції маркетингових комунікацій є завершальним етапом маркетингової програми стартап-проекту. На цьому етапі визначається ідея рекламного звернення, яка базується на обраному позиціонуванні та специфіці поведінки цільових клієнтів. Концепція комунікацій забезпечує узгодженість рекламних повідомлень, обрання оптимальних каналів доведення інформації до споживачів та формування бажаних асоціацій із брендом або продуктом.

Як зазначав Д. Огілві, основа успішного рекламного звернення полягає у глибокому розумінні рекламованого товару, його ключових переваг і контексту використання клієнтами. Саме на цьому ґрунтується вибір теми, стилю та формату рекламного повідомлення, яке має викликати увагу та сформувати позитивне сприйняття продукту.

Таблиця 5.25. Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення

1	Молоді спеціалісти, зацікавлені в інноваційних технологіях	Соцмережі, онлайн-форуми, мобільні додатки	Інноваційність, ефективність, простота використання	Інформування про переваги та інноваційні характеристики продукту	Динамічне, сучасне відео з демонстрацією функцій та переваг продукту
2	Малі та середні підприємства, що шукають економічні рішення	Професійні портали, email-маркетинг, вебінари	Економія часу та ресурсів, надійність	Пояснити вигоди застосування продукту для бізнесу	Презентації та кейси успішного використання, порівняння з альтернативами
3	Роздрібні покупці, які цінують якість і доступну ціну	Магазини, POS-матеріали, реклама у ЗМІ	Співвідношення ціна-якість, зручність	Підкреслити відмінні властивості товару та доступність	Рекламні ролики, промо-акції, інтерактивні демонстрації товару

Результатом розроблення концепції маркетингових комунікацій є комплексне планування взаємодії з цільовими аудиторіями через оптимальні канали комунікацій. Це дозволяє сформувати у споживачів бажані асоціації щодо продукту, підкреслити його конкурентні переваги та забезпечити цілісність маркетингового впливу. В межах розробленої програми здійснюється узгодження товарної, цінової, збутової та просувної політики стартап-компанії, що забезпечує комплексний підхід до впровадження проекту на ринку.

Таблиця 5.26. Орієнтовні витрати на створення стартап-проекту

№ п/п	Стаття витрат	Опис витрат	Орієнтовна сума (грн)
1	Обладнання	На магнітопорошкову установку, цифрову камеру, комп'ютер, освітлювальне обладнання	1 500 000
2	Програмне забезпечення	Розробка ПЗ для обробки зображень, ліцензії на алгоритми комп'ютерного зору	500 000
3	Офісні витрати	Оренда приміщень, меблі, комунальні послуги	200 000
4	Зарплата персоналу	Інженери, розробники ПЗ, технічний персонал (6 місяців)	1 200 000
5	НДДКР	Дослідження, тестування, калібрування системи	400 000
6	Маркетинг та просування	Реклама, участь у виставках, демонстрації	300 000
7	Сертифікація та стандартизація	Витрати на проходження ISO/ASTM/ГОСТ	150 000
Всього			4 250 000

Наведені витрати демонструють розподіл коштів на ключові напрямки стартапу. Основна частина фінансування передбачена для закупівлі обладнання та забезпечення роботи висококваліфікованого персоналу. Це гарантує надійність і точність майбутньої автоматизованої системи контролю.

На основі розрахованих витрат визначено необхідний обсяг інвестицій для повної реалізації проекту. Він включає резерви на непередбачені витрати,

маркетингову підтримку та сертифікацію системи відповідно до міжнародних стандартів.

Таблиця 5.27. Необхідні обсяги інвестицій

№ п/п	Напрямок фінансування	Сума (грн)	Частка від загального бюджету (%)
1	Закупівля обладнання	1 500 000	35,3
2	Розробка ПЗ	500 000	11,8
3	Зарплата персоналу	1 200 000	28,2
4	НДДКР	400 000	9,4
5	Маркетинг	300 000	7,1
6	Сертифікація	150 000	3,5
7	Офісні витрати	200 000	4,7
Всього інвестицій		4 250 000	100

Розраховані показники ефективності дозволяють оцінити фінансову доцільність стартапу. Внутрішня норма рентабельності, чиста приведена вартість та період окупності демонструють потенційну прибутковість та привабливість проекту для інвесторів.

Таблиця 5.28. Основні показники ефективності стартап-проекту

№ п/п	Показник	Значення	Опис
1	Період окупності (PP)	3–4 роки	Час, необхідний для повернення вкладених коштів

2	Чиста приведена вартість (NPV)	1 200 000 грн	Оцінка фінансової вигоди проекту з урахуванням дисконту
3	Внутрішня норма рентабельності (IRR)	18–20 %	Очікувана рентабельність проекту
4	Рентабельність продажу	15–20 %	Відношення прибутку до обсягу продажу
5	Точка беззбитковості	2–3 місяці після старту серійного виробництва	Обсяг продажу, при якому проект починає приносити прибуток

На основі наведених таблиць видно, що основну частину витрат займає закупівля обладнання та оплата праці персоналу. Це обумовлено високою вартістю магнітопорошкової установки, цифрової камери високої роздільної здатності та залученням кваліфікованих інженерів і розробників програмного забезпечення.

Необхідний обсяг інвестицій становить **4 250 000 грн**, що забезпечує покриття всіх ключових напрямів проекту: від розробки та тестування системи до маркетингового просування та сертифікації. Така структура фінансування дозволяє збалансовано розподілити ресурси та зменшити ризики нецільового використання коштів.

Показники ефективності демонструють перспективність стартапу: очікувана внутрішня норма рентабельності (IRR) на рівні 18–20 % свідчить про привабливість інвестицій, а чиста приведена вартість (NPV) понад 1 млн грн підтверджує економічну доцільність реалізації проекту. Період окупності 3–4 роки та досягнення точки беззбитковості вже на ранніх етапах виробництва вказують на потенційну стабільність і прибутковість системи.

Таким чином, фінансове планування показує, що стартап має реалістичні перспективи для залучення інвесторів та подальшого розвитку на ринку автоматизованих систем магнітопорошкового контролю.

5.5. Висновок до розділу

У межах розділу обґрунтовано доцільність розроблення та виведення на ринок стартап-проєкту з автоматизованої системи магнітопорошкового контролю, який поєднує сучасні технології намагнічування, цифрової реєстрації зображень і програмного аналізу дефектів. Запропоноване рішення спрямоване на усунення ключових недоліків традиційного ручного контролю, зокрема залежності результатів від людського чинника, низької повторюваності вимірювань та відсутності повноцінної цифрової фіксації результатів. Автоматизація процесу забезпечує стабільну якість контролю, підвищення точності виявлення тріщин і скорочення часу діагностики, що є критично важливим для підприємств із серійним та масовим виробництвом.

Проведений технологічний аудит підтвердив реальну здійсненність проєкту з використанням наявних на ринку технічних рішень. Технології намагнічування, цифрової візуалізації, автоматизованого керування та програмної обробки даних є доступними для впровадження, а ключовим інноваційним компонентом виступає спеціалізоване програмне забезпечення для автоматичної класифікації дефектів і формування цифрового архіву. Це дозволяє створити комплексну систему, здатну працювати як у лабораторних умовах, так і безпосередньо в складі виробничих ліній.

Аналіз ринкових можливостей показав, що ринок автоматизованих систем магнітопорошкового контролю перебуває на стадії зростання, що зумовлено загальнодержавною та світовою тенденцією до автоматизації виробництва, посиленням вимог до якості та безпеки продукції, а також потребою у цифровізації результатів неруйнівного контролю. Наявність на ринку переважно

ручних, напіваавтоматичних і дорогих промислових систем формує вільну нішу для середнього сегменту доступних автоматизованих рішень, до якого й належить запропонований стартап-проект. Середня норма рентабельності в галузі свідчить про економічну привабливість інвестицій у даний напрям.

Визначені цільові сегменти споживачів -промислові підприємства, лабораторії неруйнівного контролю та сервісні центри -мають різні поведінкові особливості, проте їх об'єднує зацікавленість у підвищенні точності, швидкості та надійності контролю. Запропонована система здатна задовольнити ці вимоги за рахунок автоматизації основних операцій, зручного програмного інтерфейсу, формування звітності та забезпечення цифрової простежуваності результатів. Це створює умови для успішного позиціонування продукту як сучасного інструмента контролю якості.

Проведений аналіз конкурентного середовища показав, що переваги стартап-проекту формуються переважно за рахунок нецінових чинників - високого рівня автоматизації, стабільності результатів, можливості інтеграції у виробничі лінії та розвитку сервісної підтримки. Водночас ідентифіковані загрози, пов'язані з конкуренцією з боку великих іноземних виробників, змінами нормативної бази та фінансовими ризиками. Запропоновані можливі реакції компанії дають змогу мінімізувати негативний вплив цих чинників шляхом гнучкої адаптації продукту, активної маркетингової політики та інвестування в подальші науково-дослідні розробки.

У цілому розроблений стартап-проект характеризується високим рівнем технологічної готовності, економічною доцільністю та значним ринковим потенціалом. Його впровадження сприятиме підвищенню якості неруйнівного контролю, зниженню виробничих ризиків і формуванню сучасної цифрової інфраструктури контролю якості на підприємствах машинобудівної, транспортної, енергетичної та аерокосмічної галузей. Реалізація проекту є

перспективним напрямом розвитку вітчизняних інноваційних рішень у сфері автоматизованого технічного контролю.

ВИСНОВОК

У результаті виконаних досліджень було створено автоматизовану систему магнітопорошкового контролю, яка базується на сучасних методах глибокого навчання для виявлення поверхневих та підповерхневих дефектів на ферромагнітних виробах. Розроблена модель демонструє здатність ефективно працювати з різними типами індикаторних зображень, включно з ультрафіолетовим освітленням і люмінесцентним порошком, а також з чорними магнітними суспензіями за білого світла. Це свідчить про універсальність алгоритму і можливість його інтеграції в різні технологічні процеси без необхідності створення окремих моделей для кожного типу індикації.

Якісна оцінка результатів показала, що навіть за умов поганої якості зображень – низької контрастності, значного шуму чи нерівномірного освітлення – система здатна локалізувати найбільш виражені дефекти, такі як протяжні тріщини та дефекти з чітким магнітопорошковим ореолом. При обробці високоякісних зображень модель демонструє точне визначення контурів дефектів та впевнену класифікацію навіть дрібних порушень суцільності, що підтверджує правильність навчання та здатність системи відтворювати рішення, близькі до експертної оцінки оператора неруйнівного контролю.

Кількісна оцінка моделі показала, що загальний показник $mAP@50 \approx 0.536$ відображає задовільну здатність мережі локалізувати та класифікувати дефекти. При цьому результати по класах демонструють різну ефективність: для протяжних дефектів (Line, Other) точність і повнота залишаються високими, а для малих точкових дефектів (Spot) спостерігається зниження продуктивності через обмежений обсяг початкових даних і застосування інтенсивних аугментацій. Це підкреслює важливість збалансованості навчального набору і врахування особливостей дрібних об'єктів при підготовці даних.

Сформовано ключові напрями вдосконалення системи. Першочерговим завданням є розширення масиву реальних даних для класів із малою кількістю прикладів, що підвищить точність розпізнавання дрібних дефектів. Також

необхідна оптимізація аугментації за рахунок перетворень, які достовірно відтворюють характерні артефакти магнітопорошкових зображень, зокрема нерівномірне освітлення, шум порошку та відблиски. Удосконалення анотацій і нормалізації міток сприятиме точнішому локалізуванню дефектів та зменшенню хибних спрацьовувань. Додатково, застосування постпроцесингу – адаптивного порога впевненості, оптимізованого NMS і фільтрації слабких спрацьовувань – забезпечить підвищення стабільності та зниження кількості помилкових детекцій.

Таким чином, розроблена система демонструє високий потенціал для промислового застосування. Вона забезпечує надійну детекцію протяжних та середніх дефектів, проявляє стійкість до змін якості вхідних зображень та є достатньо універсальною для інтеграції в різні технологічні схеми контролю. Водночас існують чіткі напрями для подальшого розвитку системи, що дозволять підвищити точність і стабільність розпізнавання дрібних та малоконтрастних дефектів, покращити генералізацію моделі та забезпечити її застосування в більш широкому спектрі виробничих умов.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] T. Shiotani et al., “Non-destructive inspection technologies for repair assessment in materials and structures,” *Developments in the Built Environment*, vol. 18, Article 100443, 2024, doi: 10.1016/j.dibe.2024.100443.
- [2] B. Raj, T. Jayakumar, and M. Thavasimuthu, *Practical Non-destructive Testing*, Woodhead Publishing, 2002, 184 p.
- [3] A. Momot, V. Kretsul, O. Muraviov, and R. Galagan, “Automated defect detection in printed circuit boards based on the YOLOv5 neural network,” *The Paton Welding Journal*, no. 4, pp. 46–52, 2024, doi: 10.37434/tpwj2024.04.07.
- [4] G. T. Yonemura, *Considerations and Standards for Visual Inspection Techniques*, National Bureau of Standards, 24 p.
- [5] J. M. Farley and R. W. Nichols, Eds., *Non-Destructive Testing: Proceedings of the 4th European Conference*, London, UK, 13–17 September 1987, 1st ed., Oxford: Pergamon/Elsevier, 1988, 3120 p., ISBN: 978-0-08-036221-2.
- [6] M. Wright, *Eddy Current Testing Technology*, 2nd ed. Waterloo, ON: Eclipse Scientific, 20XX, 413 pp., ISBN: 978-0-9917095-6-4.
- [7] А. С. Момот, В. В. Крецул, О. В. Муравйов та Р. М. Галаган, “Автоматизоване детектування дефектів друкованих плат на основі нейронної мережі YOLOv5,” *Технічна діагностика і неруйнівний контроль*, № 2, с. 17–24, 2024, doi: 10.37434/tdnk2024.02.03.
- [8] N. Meyendorf et al., “NDE 4.0: розвиток, перспективи і роль в Індустрії 4.0,” *Materials Evaluation*, 2023, doi: 10.1016/j.mat-ev.2023.
- [9] “HIAMS,” Ai-tern.in.ua, 2018. <https://www.ai-tern.in.ua/Preprocessing.html> (accessed Dec. 02, 2025).
- [10] S. Gorokhovskiy and A. Moroz, “Image Segmentation Using Genetic Algorithms,” *NaUKMA Research Papers. Computer Science*, vol. 4, pp. 52–55, Dec. 2021, doi: <https://doi.org/10.18523/2617-3808.2021.4.52-55>.
- [11] С. М. Кравченко і Т. В. Предчук, «Згорткова нейронна мережа для розпізнавання об’єктів», *Матеріали конференції*, 2024. Доступно:

<https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/01/45-1.pdf>

- [12] Q. Wu, K. Dong, X. Qin, and X. Xiong, “Магнітнопорошковий контроль: стан, досягнення та виклики – вимоги до автоматичного неруйнівного контролю,” *NDT & E International*, vol. 143, Article 103030, 2024, doi: 10.1016/j.ndteint.2023.103030.
- [13] J. Baumeier, H. Chatoux, A. Pelletier, and P. Marquié, “Промислове застосування асистивного штучного інтелекту для магнітнопорошкового контролю,” *Applied Sciences*, vol. 14, no. 4, Article 1499, 2024, doi: 10.3390/app14041499.
- [14] Proceedings of the 20th World Conference on Non-Destructive Testing (WCNDT 2024), Paper A20231026-1937_E, 2024. [Online]. Available: https://www.ndt.net/article/wcndt2024/papers/A20231026-1937_E.pdf. Accessed: Dec. 2, 2025.
- [15] Y. Arai, K. Fusayasu, and M. Sugihara, “TECHNICAL REPORT Automation of Magnetic Particle Inspection Process,” *JTEKT ENGINEERING JOURNAL English Edition*, vol. 1018, 2022, Accessed: Dec. 02, 2025. [Online].
- [16] Y. V. Steshenko, A. S. Momot, A. G. Protasov, and O. V. Muraviov, “Automation of the process of segmentation of images of metal surface defects using the neural network U-Net,” *Technical Diagnostics and Non-Destructive Testing*, no. 2, pp. 34–40, 2023, doi: 10.37434/tdnk2023.02.05.
- [17] Y. Arai, K. Fusayasu, and M. Sugihara, “Automation of Magnetic Particle Inspection Process,” *JTEKT Engineering Journal, English Edition*, no. 1018E, pp. 96–101, 2022. [Online]. Available: https://www.jtekt.co.jp/e/engineering-journal/assets/1018/1018e_22.pdf. Accessed: Dec. 2, 2025.
- [18] I. O. Skladchykov, A. S. Momot, R. M. Galagan, G. A. Bohdan, and K. M. Trotsiuk, “Application of YOLOX deep learning model for automated object detection on thermograms,” *Information Extraction and Process*, no. 50, pp. 69–77, 2022, doi: 10.15407/vidbir2022.50.069.
- [19] “EdgeAI-ORN,” *Compulab Edge Computing*, Oct. 26, 2025. https://edge.compulab.com/products/edgeai-orn/?gad_source=1 (accessed Dec. 07, 2025).

- [20] “BLACKFLY ® S P/N: BFS-U3-13Y3, USB3 VISION.” Accessed: Dec. 07, 2025. [Online]. Available: <https://cdn2.hubspot.net/hubfs/3780277/Website%20Assets/pdf/Datasheets/Cameras/FLIR/Blackfly-S-USB3-Datasheet.pdf>
- [21] “Non-destructive testing -Magnetic particle testing,” 2015. Accessed: Dec. 07, 2025. [Online]. Available: <https://www.narsei.com/wp-content/uploads/2023/12/ISO-9934-3-2015-Non-destructive-testing-%E2%80%93-Magnetic-particle-testing-%E2%80%93-Part-3-Equipment-.pdf>
- [22] A. Momot, M. Zabolueva, and R. Galagan, “Automated segmentation of ultrasound medical images using the Attention U-Net model,” *Norwegian Journal of Development of the International Science*, no. 128, pp. 56–60, 2024, doi: 10.5281/zenodo.10817342.
- [23] Adriana Chacon, “ASTM E709-21 Standard Guide for Magnetic Particle Testing Techniques,” *Studocu*, Sep. 18, 2025. <https://www.studocu.com/bo/document/universidad-mayor-de-san-andres/ingenieria-metalurgica/astm-e709-21-standard-guide-for-magnetic-particle-testing-techniques/138784657> (accessed Dec. 07, 2025).
- [24] M. Tan, R. Pang, and Q. V. Le, “EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection,” *arXiv:1911.09070* [cs, eess], Jul. 2020, Available: <https://arxiv.org/abs/1911.09070>
- [25] N. Carion, F. Massa, G. Synnaeve, N. Usunier, A. Kirillov, and S. Zagoruyko, “End-to-End Object Detection with Transformers,” *arXiv:2005.12872* [cs], May 2020, Available: <https://arxiv.org/abs/2005.12872>
- [26] A. Momot and O. Zemliakov, “Automated semantic segmentation of terrain images,” *Norwegian Journal of Development of the International Science*, no. 156, pp. 114–118, 2025, doi: 10.5281/zenodo.10817342.
- [27] Ultralytics, “Ultralytics YOLO11,” *Ultralytics.com*, 2024. <https://docs.ultralytics.com/ru/models/yolo11/#supported-tasks-and-modes> (accessed Dec. 07, 2025).

- [28] “MEASURING AND COMPUTING DEVICES IN TECHNOLOGICAL PROCESSES,” Khmnu.edu.ua, 2024. <https://vottp.khmnu.edu.ua/index.php/vottp> (accessed Dec. 07, 2025).
- [29] R. Khanam and M. Hussain, “YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements,” Arxiv.org, 2015. <https://arxiv.org/html/2410.17725v1>
- [30] D. Kapil, “YOLO v1 : Part 1,” Medium, May 04, 2018. <https://medium.com/adventures-with-deep-learning/yolo-v1-part-1-cfb47135f81f> (accessed Dec. 07, 2025).
- [31] J. Solawetz, “YOLOv5 New Version - Improvements And Evaluation,” Roboflow Blog, Jun. 29, 2020. <https://blog.roboflow.com/yolov5-improvements-and-evaluation/>
- [32] A. Momot, “Automation of decision-making in nondestructive testing systems using artificial intelligence,” in Proc. XXIV Int. Sci.-Tech. Conf. Instrument Engineering: State and Prospects, Kyiv, Ukraine: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2025, pp. 292–296.
- [33] “What is YOLOv8? Exploring its Cutting-Edge Features - YOLOv8,” Jan. 13, 2024. <https://yolov8.org/what-is-yolov8/>
- [34] A. Momot and V. Yakotiuk, “Modern trends in automation of magnetic particle inspection,” in Proc. XXIV Int. Sci.-Tech. Conf. Instrument Engineering: State and Prospects, Kyiv, Ukraine: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2025, pp. 320–323.
- [35] Nikhileswara Rao Sulake, “Guide on YOLOv11 Model Building from Scratch using PyTorch,” Analytics Vidhya, Jan. 30, 2025. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2025/01/yolov11-model-building/> .
- [36] L. He, Y. Zhou, L. Liu, Y. Zhang, and J. Ma, “Research and application of deep learning object detection methods for forest fire smoke recognition,” *Scientific Reports*, vol.15, no.1, May 2025, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-98086-w>.
- [37] L. He, Y. Zhou, L. Liu, Y. Zhang, and J. Ma, “Research and application of deep learning object detection methods for forest fire smoke recognition,” *Scientific Reports*, vol.15, no.1, May 2025, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-98086-w>.

- [38] Галаган Р.М., Андреев С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.
- [39] Баженов В.Г. Електроніка. Лабораторний практикум: навчальний посібник / В. Г. Баженов, Є. Ф. Суслів, Ю. Ю. Лисенко, А.С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 70 с.
- [40] Куц Ю.В. Новітні системи та технології: навчальний посібник / Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко, А.С. Момот; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 123 с.
- [41] Enhancing neural network efficiency in automated image analysis for thermal nondestructive testing / D. Storozhyk, A Protasov, Y. Kuts, O. Muraviov, I. Lysenko, Y. Mirchev // Journal of Theoretical and Applied Mechanics, Sofia, Vol.54 (2024) pp. 242-252.
- [42] Куц Ю.В. Технології електромагнітного неруйнівного контролю: Лабораторний практикум [Електронний ресурс]: навчальний посібник для студ. спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» / Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 1,5 Мбайт). – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. – 63 с.