

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ МЕДИЦИНИ
ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМЕНІ С.З.ГЖИЦЬКОГО
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ
ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА МАШИНОБУДУВАННЯ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему: «ОЦІНКА ЯКОСТІ ЗВАРНИХ З'ЄДНАНЬ ДЕТАЛЕЙ ОБЛАДНАННЯ
ПЕРЕРОБНИХ ВИРОБНИЦТВ»

Виконав: студент VI курсу групи Маш-

Спеціальності 133 «Галузеве машинобудування»
(шифр і назва)

Юрій ШАРИМАГА
(Прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор Віталій ВЛАСОВЕЦЬ
(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ
ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА МАШИНОБУДУВАННЯ

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Зав. кафедри _____
(підпис)

д.т.н., професор Власовець В.М.
«28» лютого 2025 року

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

ШАРАМАГА Юрію Володимировичу

1. Тема роботи: «Оцінка якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв»

Керівник роботи: Власовець Віталій Михайлович, д.т.н., професор
Затверджена наказом по університету №140/К-с від 28.02.2025

2. Строк здачі студентом закінченої роботи 1.12.2025 року

3. Вихідні дані до робіт: довідкова література, каталоги, методики використання технологій машинного зору, вимоги до зварних з'єднань, інструкції з охорони праці.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

4.1. Огляд інформаційних джерел

4.2. Основний розділ досліджень

4.3. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

4.4. Визначення ефективності використання робіт

Висновки і пропозиції

5. Перелік графічного ілюстраційного матеріалу:

Графічна частина до кваліфікаційної роботи оформляється у вигляді презентації.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата		Відмітка про виконання
		завдання видав	завдання прийняв	
1, 2, 3, 4	Власовець В.М., д.т.н., завідувач кафедри машинобудування			
5	Городецький І.М., к.т.н., доцент кафедри фізики, інженерної механіки та безпеки виробництва			

7. Дата видачі завдання «28» лютого 2025 року**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Відмітка про виконання
1	Вступ	28.02.25-25.04.25	Виконано
2	Огляд інформаційних джерел	28.04.25-27.06.25	Виконано
3	Основний розділ досліджень	30.06.25-29.08.25	Виконано
4	Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	01.09.25-26.09.25	Виконано
5	Визначення ефективності використання робіт	29.09.25-31.10.25	Виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	03.11.24-14.11.25	Виконано
7	Оформлення графічної частини	17.11.25-28.11.25	Виконано

Студент _____ **Юрій ШАРАМАГА**
(підпис)

Керівник роботи _____ **Віталій ВЛАСОВЕЦЬ**
(підпис)

УДК 621.791.019:620.179:621.867

Оцінка якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв.
Шарамага Юрій Володимирович. Кафедра машинобудування. Дубляни, Львівський
НУВМБТ. 2025.

77 с. текст. част., 15 рис., 48 літературних джерел.

Кваліфікаційна робота присвячена оцінці якості зварних з'єднань деталей
обладнання переробних виробництв.

У роботі проведено аналіз сучасних технологій машинного зору, які
використовуються для оцінки якості зварних з'єднань.

Експериментальні дослідження підтвердили ефективність запропонованих
технологічних рішень, які продемонстрували високі значення точності отриманої
моделі машинного зору.

Практична цінність роботи полягає у можливості впровадження
удосконалених технологій контролю якості зварювання на підприємствах
машинобудівної галузі, які виготовляють обладнання для переробної галузі, що
дозволяє збільшити ресурс роботи зварних конструкцій, скоротити витрати на та
підвищити загальну ефективність виробничих процесів.

ЗМІСТ

ВСТУП	6
1 ОГЛЯД ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ І ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ	8
1.1. Область застосування технологій машинного зору в машинобудуванні	8
1.2 Використання технологій Deep Learning для завдань машинного зору в машинобудуванні	16
1.3. Основні дефекти зварних швів, які можуть бути виявлені технологією машинного зору	23
2 ОСНОВНИЙ РОЗДІЛ ДОСЛІДЖЕНЬ	30
2.1 Причини утворення зварювальних дефектів зварювання	30
2.2 Вплив зварювальних дефектів на довговічність роботи конструкцій	36
2.3 Використання моделі глибокого навчання для аналізу дефектів зварних швів	43
3 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	55
3.1 Охорона праці при використанні промислових роботів	55
3.2 Безпека у надзвичайних умовах	58
4 ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ РОБОТІВ	62
ВИСНОВКИ	68
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	70

ВСТУП

Переробні виробництва сучасного машинобудування характеризуються високим рівнем автоматизації, значною концентрацією енергетичних та матеріальних потоків, а також підвищеними вимогами до надійності й безпеки технологічного обладнання. Значна частина відповідальних вузлів такого обладнання виконується у вигляді зварних конструкцій, які працюють під тиском, у агресивних середовищах, за умов циклічних навантажень та жорстких санітарно гігієнічних регламентів. У цих умовах саме якість зварних з'єднань визначає довговічність, герметичність, корозійну стійкість та експлуатаційну безвідмовність апаратів, резервуарів, теплообмінників, трубопроводів і опорних елементів технологічних ліній. Будь які дефекти швів, навіть локальні та малих розмірів, можуть стати ініціаторами тріщиноутворення, локальних зон корозії або втрати герметичності, що призводить до простоїв, аварійних ситуацій та зниження економічної ефективності виробництва.

Традиційні методи контролю якості зварних з'єднань у переробних виробництвах ґрунтуються на візуально вимірювальному контролі, капілярних та ультразвукових методах, а також періодичному радіографічному дослідженні. Попри високу інформаційну цінність, ці методи мають низку суттєвих обмежень. Візуальна оцінка залежить від досвіду контролера, є суб'єктивною і малоприсадною для суцільного контролю великої кількості швів. Об'ємні методи неруйнівного контролю потребують зупинки обладнання, спеціалізованих засобів та висококваліфікованого персоналу, тому застосовуються вибірково. Унаслідок цього між реальним рівнем дефектності та наявним документованим описом стану швів виникає розрив, що ускладнює обґрунтовану оцінку залишкового ресурсу конструкцій та планування ремонтних заходів.

Паралельно посилюються зовнішні вимоги до переробних виробництв, пов'язані з промисловою безпекою, енергоефективністю, екологічними обмеженнями та простежуваністю стану обладнання протягом усього життєвого циклу. У цих умовах підприємства змушені переходити від вибіркового до

суцільного контролю якості, від реактивного ремонту до проактивного управління технічним станом. Реалізація такого переходу на основі виключно ручних методів контролю є практично неможливою через людський фактор, обмеження часу та зростаючий дефіцит кваліфікованих фахівців. Це об'єктивно формує запит на інтелектуальні, автоматизовані системи оцінки якості зварних з'єднань, здатні працювати в режимі реального часу без зупинки технологічного процесу.

Технології машинного зору, доповнені методами глибинного навчання, пропонують принципово нові можливості для вирішення зазначених проблем. Вони дозволяють формувати високоякісні зображення зварних швів на всіх стадіях їх життєвого циклу, автоматично виявляти й класифікувати поверхневі та частково внутрішні дефекти, кількісно оцінювати геометрію профілю шва та зіставляти її з нормативними вимогами. На основі таких даних стає можливим не лише об'єктивний контроль якості, а й побудова цифрових моделей довговічності, що пов'язують параметри дефектності з показниками втомної міцності, герметичності та корозійної стійкості конкретних вузлів.

Отже, актуальність дослідження, присвяченого оцінці якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв із використанням технологій машинного зору, зумовлюється поєднанням високих вимог до надійності та безпеки, обмежень традиційних методів контролю та можливостей сучасних інтелектуальних систем оброблення зображень. Розроблення науково обґрунтованих підходів до побудови таких систем створює підґрунтя для підвищення експлуатаційної стійкості зварних конструкцій, зменшення ризику аварійних відмов і підвищення ефективності управління технічним станом обладнання у переробних виробництвах.

РОЗДІЛ I. ОГЛЯД ІНФОРМАЦІЙНИХ ДЖЕРЕЛ І ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Область застосування технологій машинного зору в машинобудуванні

Сучасне машинобудування перебуває у фазі глибокої цифрової трансформації, у межах якої технології машинного зору посідають провідне місце серед засобів автоматизації контролю якості та керування технологічними процесами. На відміну від традиційних засобів неруйнівного контролю, системи машинного зору забезпечують безперервне отримання, оброблення та інтерпретацію візуальної інформації про стан деталей і вузлів у реальному часі, що створює передумови для побудови замкнутих контурів керування як у процесах оброблення, так і в процесах збирання та зварювання [1–3]. Особливо значущим є їх застосування для підвищення експлуатаційної стійкості відповідальних деталей обладнання зі зварними швами, зокрема у випадку використання низькосплавних та високоміцних сталей, алюмінієвих і магнієвих сплавів, які чутливі до термічного циклу зварювання і якості формування шва [4–5].



а)



б)

Рисунок 1.1. Загальний вигляд камери Sensorpart, що використовується для контролю зварних швів

Загалом системи машинного зору в машинобудуванні можна визначити як сукупність оптико-електронних сенсорів, засобів освітлення, обчислювальних модулів та програмно-алгоритмічного забезпечення, інтегрованих у виробничі лінії, роботизовані комплекси та системи технічного діагностування. На рівні архітектури такі системи реалізують повний цикл оброблення зображень, який включає формування візуального сигналу, його попередню фільтрацію, виділення ознак, класифікацію об'єктів та прийняття рішень щодо відповідності контрольованого об'єкта заданим критеріям якості [1].

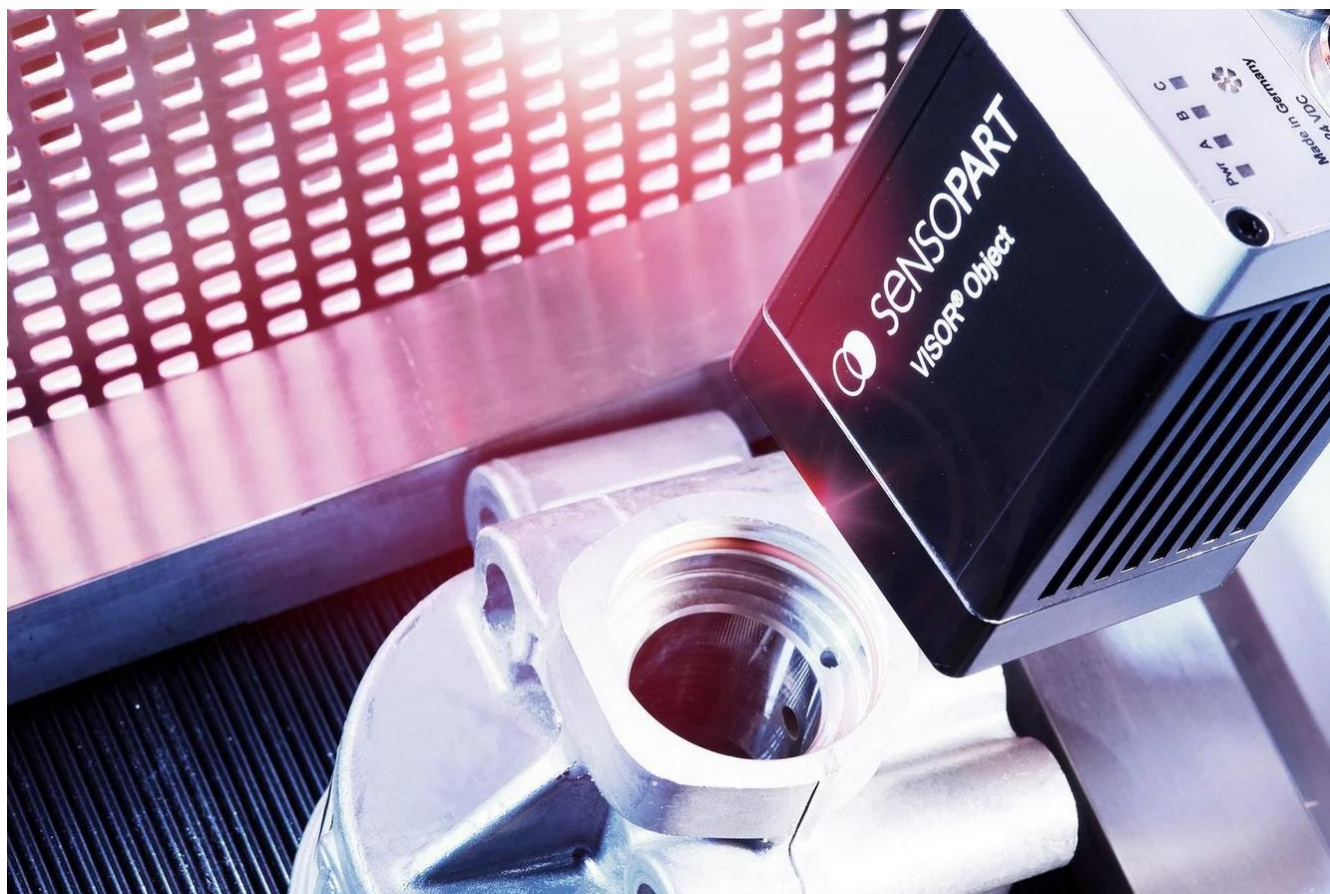


Рисунок 1.2 Використання камери машинного зору для дефектації деталі

Для машинобудівних застосувань характерним є поєднання двовимірних камер з високою роздільною здатністю, структурованого світла, лазерної

триангуляції, стереозору та, у деяких випадках, рентгенівських систем, що дозволяє контролювати як поверхневі, так і підповерхневі дефекти [2]. У сукупності з машинним навчанням та методами глибокого навчання це забезпечує високий рівень автоматизації операцій аналізу якості, які раніше виконувалися виключно кваліфікованими інспекторами [1–2].

Важливий напрям застосування машинного зору в машинобудуванні пов'язаний з автоматизованим зварюванням та наплавленням, де якість і відтворюваність зварних швів безпосередньо визначають довговічність та безвідмовність роботи машин і конструкцій. У промислових роботизованих комплексах машинне зоріння використовується для попереднього виявлення положення заготовок, визначення геометрії кромок, контролю зазорів, орієнтації деталей у просторових координатах, а також для онлайн моніторингу процесу формування зварного шва [3–4]. Узагальнення результатів численних досліджень з автоматизованої візуальної оцінки швів свідчить, що правильний вибір алгоритмів виділення контурів, сегментації дефектів, вимірювання ширини та підсилення шва забезпечує виявлення поверхневих дефектів із точністю, співставною з результатами досвідченого контролера, при цьому зменшується суб'єктивність оцінювання і підвищується повторюваність рішень [1, 3].

Специфічна область застосування технологій машинного зору в машинобудуванні пов'язана з методами дугового зварювання з пониженим тепловкладенням, серед яких важливе місце займає технологія Cold Metal Transfer. У порівнянні зі звичайними процесами MIG/MAG зварювання, СМТ характеризується керованим перенесенням крапель металу при зменшеному тепловому навантаженні на метал шва та зони термічного впливу, що сприяє зниженню деформацій, утворенню дрібнозернистої структури та зменшенню кількості гарячих тріщин і пор [4–5]. Водночас підвищується чутливість процесу до коливань зазору, точності позиціонування пальника та просторового положення

шва відносно траєкторії руху робота, а отже різко зростає роль систем машинного зору, які здатні виявляти та компенсувати ці відхилення в реальному часі.

Процес СМТ характеризується відокремленням крапель зварного шва. На відміну від звичайної імпульсної дуги, крапля не розрізається імпульсом струму, а контрольоване відокремлення краплі відбувається за рахунок визначеного руху зварювального дроту назад (рис. 1.3).



Рисунок 1.3. Основні фази нового процесу СМТ (зліва направо)

Під час дугового зварювання присадочний метал переміщується до зварювальної ванни. Коли метал-наповнювач занурюється в зварювальну ванну, дуга гасне. Зварювальний струм знижується. Рух дроту назад сприяє відриву краплі під час короткого замикання. Струм короткого замикання залишається невеликим. Рух дроту змінюється на протилежний, і процес починається спочатку. Рухи дроту інтегровані в процес зварювання та в загальне управління процесом. Кожного разу, коли відбувається коротке замикання, цифрове управління процесом перериває подачу живлення та контролює відведення дроту. Цей рух вперед і назад відбувається з частотою до сімдесяти разів на секунду (70 Гц). Рух відведення дроту сприяє відриву крапель під час короткого замикання.

Завдяки інтеграції камер видимого спектра та датчиків структурованого світла, системи машинного зору у СМТ-комплексах забезпечують визначення просторового розташування зварюваних кромок, побудову тривимірного профілю розробки шва та контроль поточного положення дуги відносно геометричного центру стику. На стадії підготовки зварювання це дає змогу виявляти невідповідні

зазори, дефекти механічної обробки кромek, залишки оксидних плівок та забруднень, які за відсутності контролю могли б спричинити несплавлення, підрізи або формування несприятливої геометрії кореня шва [3–4]. Таким чином, між якістю попередньої підготовки, яку фіксує система машинного зору, та кінцевими експлуатаційними властивостями шва встановлюється пряма причинно наслідкова залежність: усунення початкових геометричних та поверхневих недоліків призводить до зменшення концентрації напружень і підвищення втомної міцності зварного з'єднання [8–9].

На етапі безпосереднього зварювання машинне зоріння використовується для відстеження положення зварювальної ванни, профілю валика, глибини проплавлення та стабільності дуги. При роботизованому СМТ зварюванні це реалізується за рахунок високошвидкісних камер, що спостерігають зону дуги через фільтри, або комбінованих систем, які аналізують зображення ванни разом із сигналами по струму та напрузі дуги [6–7]. На основі глибоких нейронних мереж здійснюється класифікація станів проплавлення, розпізнавання режимів неповного проплавлення, прожогу, зміщення шва та інших небажаних ситуацій, після чого система керування роботом коригує швидкість подачі дроту, зварювальний струм, напругу та траєкторію руху пальника [7]. Таке замкнуте керування процесом, що спирається на машинне бачення, зменшує дисперсію механічних властивостей зварних з'єднань, забезпечує сталість геометрії поперечного перерізу шва та, відповідно, підвищує експлуатаційну стійкість деталей у втомних та корозійно-механічних умовах [4–5, 8].

Після завершення зварювання технології машинного зору застосовуються для автоматизованого неруйнівного контролю якості швів. Оптико-електронні системи високої роздільної здатності дозволяють відтворювати тривимірний профіль поверхні шва та прилеглих зон, виявляти підрізи, напливи, пори, несплавлення, надмірне підсилення або недостатнє заповнення, а також вимірювати ширину,

висоту та кут змочування [3, 6]. Для контролю внутрішніх дефектів впроваджуються алгоритми аналізу рентгенівських зображень зварних з'єднань, які на основі класичних та глибоких методів оброблення зображень здійснюють автоматичну сегментацію та класифікацію дефектів у стикових, кутових та таврових з'єднаннях [2]. Огляд сучасних підходів до розпізнавання дефектів на рентгенограмах (рис. 1.4) свідчить, що застосування згорткових нейронних мереж і методів навчання з обмеженими вибірками дає змогу достовірно виявляти пори, тріщини та шлакові включення навіть на зображеннях із низькою контрастністю [2]. Це безпосередньо впливає на зменшення ймовірності нерозпізнаних критичних дефектів та, відповідно, на підвищення безвідмовності конструкцій у реальній експлуатації.

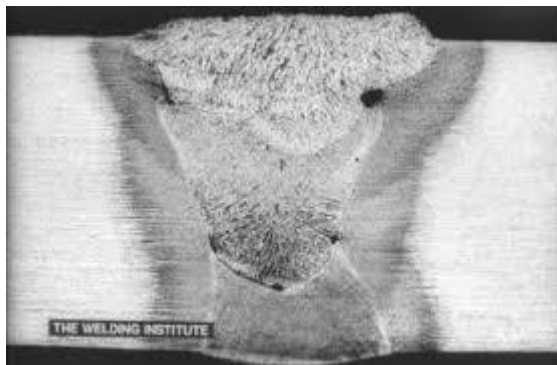


Рисунок 1.4 Рентгенограма зварного шва з внутрішніми дефектами

Причинно наслідковий зв'язок між геометрією та дефектами шва, які фіксуються системами машинного зору, з одного боку, і втомною міцністю та ресурсом конструкції, з іншого боку, докладно проаналізовано у стандартизованих підходах до оцінювання якості зварювання. Критерії стандарту ISO 5817, що регламентують допустимі рівні різних типів несправностей у зварних швах, корелюють з рівнями втомної міцності, які можуть бути досягнуті для відповідних груп якості, що доведено результатами великомасштабних експериментальних досліджень [8]. У працях, присвячених впливу різних типів дефектів на втомну довговічність зразків та реальних зварних вузлів, показано, що зменшення висоти

підрізів, протяжності несплавлення, глибини підповерхневих пор суттєво підвищує втомний ресурс, причому вплив цих параметрів є мультиплікативним залежно від характеру їх поєднання [8–9]. Таким чином, завдання системи машинного зору полягає не лише у виявленні дефектів, а й у кількісній оцінці їх параметрів з урахуванням вимог до класу якості та необхідного рівня втомної міцності конструкції.

Додаткову роль у підвищенні експлуатаційної стійкості деталей відіграють комбіновані технологічні схеми, у яких високоінтелектуальний візуальний контроль зварних з'єднань поєднується з подальшими обробками, спрямованими на зниження залишкових напружень та модифікацію структури металу шва і зони термічного впливу. Дослідження ефективності електродинамічної обробки зварних з'єднань алюмінієвих сплавів показали, що цілеспрямоване зниження розтягувальних залишкових напружень та формування напружень стискування у приповерхневих шарах дає змогу збільшити втомний ресурс зразків у декілька разів, особливо у випадках, коли початкова якість шва відповідає підвищеним класам за ISO 5817 [9]. У такій комбінації машинний зір виконує функцію вхідного сортування та параметричного контролю, дозволяючи вибрати раціональний режим додаткової обробки для конкретного з'єднання, зважаючи на реальну геометрію та характер дефектності.

Окремий пласт застосувань машинного зору в машинобудуванні пов'язаний із побудовою цифрових двійників технологічних процесів зварювання та наплавлення. Зображення ванни, шва та зон термічного впливу, доповнені інформацією про температурні поля, деформації та залишкові напруження, використовуються як навчальні та валідаційні дані для віртуальних моделей, які прогнозують формування структури та механічних властивостей металу при різних режимах СМТ зварювання [4–6]. Це дає змогу аналізувати чутливість експлуатаційних характеристик деталей до варіацій параметрів процесу,

проекувати технологічно стійкі конструкції та обирати такі поєднання режимів, які забезпечують мінімізацію дефектності й максимізацію ресурсу. Водночас накопичення великих масивів візуальних і супровідних даних створює базу для подальшого вдосконалення алгоритмів машинного навчання і переходу від детермінованого керування до адаптивних систем, здатних самостійно оптимізувати процес зварювання в умовах варіативності заготовок і зовнішніх впливів [1, 6–7].

Значний потенціал для підвищення довговічності обладнання на основі зварних конструкцій має інтеграція систем машинного зору в загальну систему технічного діагностування та обслуговування за станом. Окрім контролю якості при виготовленні, машинний зір може використовуватися для періодичного або безперервного моніторингу стану швів у процесі експлуатації, зокрема в місцях, де можливий розвиток втомних тріщин, корозійних ушкоджень або локальних пластичних деформацій. У поєднанні з класичними неруйнівними методами, візуальні системи дозволяють уточнювати місце та розміри виявлених дефектів, пришвидшують прийняття рішень щодо ремонту, підсилення або подальшої експлуатації конструкції [10]. У результаті зменшується ризик раптових відмов, пов'язаних із недооцінкою розвитку дефектів, та оптимізуються витрати на технічне обслуговування протягом усього життєвого циклу машин.

Отже, область застосування технологій машинного зору в машинобудуванні є широкою та охоплює всі стадії життєвого циклу зварних конструкцій, від підготовки кромки і керування процесом СМТ зварювання до післяопераційного контролю якості та моніторингу стану в експлуатації. Ключовою особливістю таких систем є їхня здатність створювати причинно наслідковий місток між реальною геометрією, структурою та дефектністю зварних швів, зафіксованими у візуальному просторі, та розрахунковими й експериментальними показниками втомної міцності й довговічності конструкцій [1–2, 8–9]. Саме завдяки такому поєднанню візуальної

інформації, моделей машинного навчання та інженерних критеріїв якості технології машинного зору стають базовим інструментом підвищення експлуатаційної стійкості деталей обладнання зі зварними швами і формують науково обґрунтовану основу для проєктування високонадійних машинобудівних систем.

1.2. Використання технологій Deep Learning для завдань машинного зору в машинобудуванні

Сучасні переробні виробництва машинобудівного профілю характеризуються високою матеріалоемністю, складною конфігурацією обладнання та значною часткою зварних з'єднань, що працюють в умовах змінних навантажень, агресивних середовищ і підвищених вимог до герметичності та чистоти середовища. Відмови, спричинені дефектами зварних швів, призводять до зупинки технологічних ліній, втрат сировини, забруднення продукції та підвищення ризиків для безпеки персоналу, тому питання об'єктивної і своєчасної оцінки якості зварних з'єднань набуває критичного значення для забезпечення експлуатаційної стійкості обладнання. Традиційні методи візуального контролю, що базуються на суб'єктивному сприйнятті контролера, а також класичні алгоритми комп'ютерного зору з ручним виділенням ознак (рис.1.5) вже не забезпечують необхідного рівня відтворюваності, швидкодії та масштабованості в умовах гнучких автоматизованих виробництв [11–12]. На цьому тлі моделі глибинного навчання, які об'єднують багатошарові нейронні архітектури з високою виразною здатністю (рис.1.6), стають ключовим інструментом побудови систем машинного зору для контролю якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв [11–13].

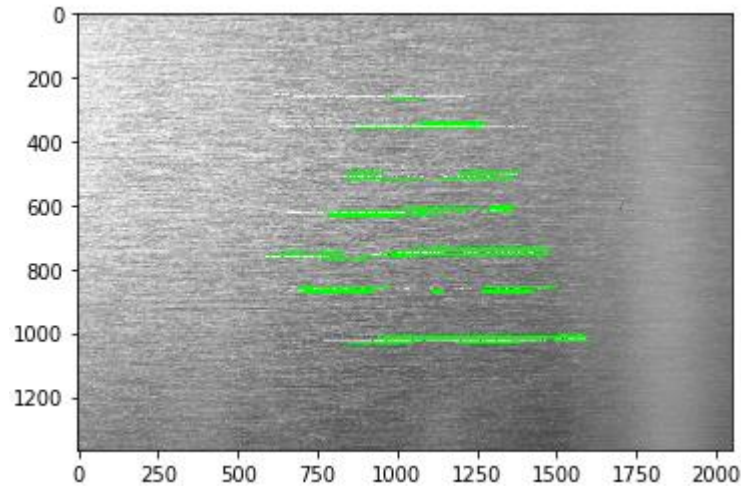


Рисунок 1.5 Використання методу сегментації дефекту з ручною розміткою знімків

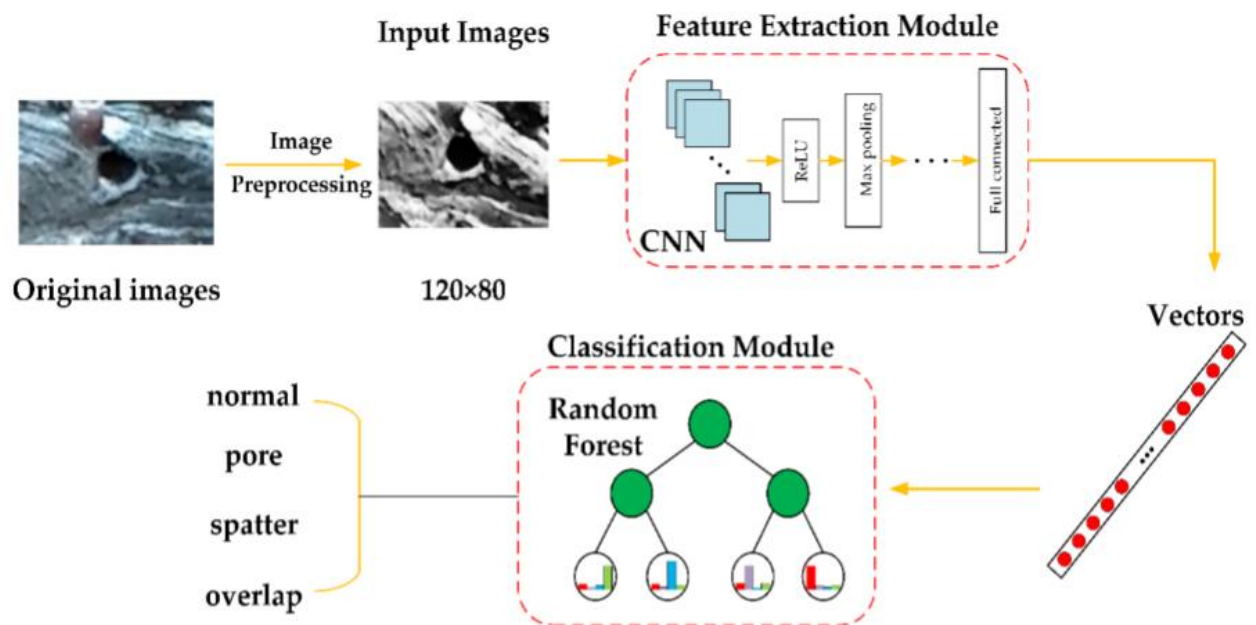


Рисунок 1.6 Використання моделей Deep Learning для оцінки дефектів в машинобудуванні

Теоретичні засади моделей deep learning пов'язані з автоматичним формуванням ієрархій ознак без явного програмування алгоритмів виділення контурів, текстур або геометричних параметрів шва. У класичних підходах до

машинного зору для аналізу зварного з'єднання необхідно було спочатку сегментувати область шва, далі вручну обрати дескриптори, наприклад гістограми орієнтованих градієнтів, текстурні інваріанти, фрактальні показники, а вже потім використовувати методи класифікації типу опорних векторів чи дерев рішень [12]. У глибоких згорткових нейронних мережах ці етапи інтегровані в єдину архітектуру, яка в процесі навчання адаптивно підбирає фільтри, що максимально чутливі до характерних ознак підрізів, непроварів, пор, шлакових включень і геометричних відхилень шва [11, 13]. Це знижує залежність від досвіду розробника, спрощує адаптацію системи до різних типів зварних швів і дозволяє підвищити точність виявлення дефектів в умовах змінної шорсткості поверхні, нестабільного освітлення та наявності технологічних артефактів.

У контексті машинобудування для оцінки якості зварних з'єднань найбільшого поширення набули три групи deep learning архітектур. Перша група пов'язана з задачами класифікації зображень, де кожен кадр або фрагмент шва відноситься до класу придатний чи дефектний або до однієї з кількох категорій дефектів. Для цього застосовують глибокі згорткові мережі типу ResNet, VGG, EfficientNet, які забезпечують стійке розпізнавання навіть на неоднорідних поверхнях [13, 17]. Друга група охоплює моделі детекції об'єктів, наприклад сімейство YOLO, Faster R CNN, що дають змогу локалізувати окремі дефекти на протяжних швах, визначати їх координати та розміри, що важливо для подальших розрахунків залишкової міцності конструкції [11–12, 15]. Третя група моделей пов'язана з семантичною сегментацією, де архітектури типу U Net та їх модифікації дозволяють виділяти контур шва та зони дефектів з піксельною точністю, що формує основу для кількісної оцінки геометрії, площ дефектних ділянок та розрахунків параметрів напружено деформованого стану [14, 16].

Особливе значення використання deep learning має для переробних виробництв, де зварні шви на корпусах апаратів, теплообмінниках, трубопроводах,

резервуарах і каркасних конструкціях одночасно повинні забезпечувати міцність, герметичність і стійкість до корозійного та абразивного зносу. В таких умовах нерідко поєднуються складна геометрія зварних з'єднань, тонкі стінки, багатошарові конструкції та обмежений доступ для традиційних методів контролю. Дослідження показують, що у разі використання глибинних моделей на основі згорткових мереж вдається значно підвищити чутливість до дрібних поверхневих дефектів, які можуть виступати зародками втомних тріщин, і водночас зменшити кількість хибно позитивних спрацьовувань, що безпосередньо впливає на експлуатаційну стійкість обладнання [11, 14, 17]. На відміну від класичних алгоритмів, де зміна топології з'єднання чи умов освітлення вимагає переналаштування всієї системи, глибинні моделі завдяки механізмам донавчання та трансферного навчання більш гнучко адаптуються до нових типів деталей і швів.

Окремий напрям стосується застосування *deep learning* для аналізу рентгенографічних та інших об'ємних зображень зварних з'єднань. Для товстостінних елементів обладнання переробних виробництв, зокрема високонапірних трубопроводів, деталі часто контролюються радіографічними методами, де задачі сегментації і класифікації дефектів істотно ускладнюються низьким контрастом, шумом та накладанням об'єктів [12, 15]. Застосування глибоких нейронних мереж для аналізу рентгенограм, у тому числі модифікованих згорткових архітектур з урахуванням текстурних ознак, продемонструвало підвищення точності виявлення пор, шлакових включень та непроварів порівняно з традиційними методами оброблення зображень [12, 15]. У таких задачах важливим є не лише факт наявності дефекту, а й визначення його розмірів та положення відносно критичних перерізів, оскільки це безпосередньо пов'язано з розрахунковим ресурсом конструкції та плануванням ремонтних заходів.

Важливою особливістю використання моделей *deep learning* у машинному зорі є висока чутливість до якості даних. Для задач оцінки якості зварних з'єднань

створення репрезентативних датасетів є нетривіальним завданням, оскільки дефекти часто мають низьку частоту появи, а їх форми і масштаби залежать від режимів зварювання, просторового положення шва та характеристик основного металу. У роботах, присвячених систематичному аналізу deep learning підходів до виявлення поверхневих дефектів, підкреслюється значення збалансованості вибірки, застосування методів збільшення даних, а також використання синтетично згенерованих зображень для моделювання рідкісних сценаріїв [11, 13]. Для переробних виробництв це відкриває можливість поєднати чисельне моделювання напружено деформованого стану з формуванням штучних зображень, які відтворюють можливі варіанти розвитку дефектів у реальних умовах експлуатації.

Суттєву увагу приділяють також інтеграції моделей deep learning у контур керування роботизованими зварювальними комплексами. У ряді досліджень розглянуто поєднання систем машинного зору з глибокими мережами для аналізу динаміки зварювальної ванни та формування валика шва в режимі близькому до реального часу, що дозволяє коригувати параметри процесу, наприклад швидкість подачі дроту, струм, напругу і швидкість переміщення пальника [14, 16]. Застосування таких підходів для обладнання переробних виробництв у поєднанні із процесами, які забезпечують низький рівень тепловкладень і стабільну геометрію шва, дає змогу мінімізувати дефекти вже на етапі формування з'єднання, а не лише їх виявляти постфактум. Це безпосередньо впливає на зниження залишкових напружень, деформацій та ймовірності зародження тріщин, що у підсумку підвищує ресурс вузлів і агрегатів [16–18].

Важливу роль відіграє порівняння deep learning моделей із традиційними методами машинного зору щодо практичних показників роботи систем контролю. Окрім точності класифікації, детекції та сегментації, для промислового впровадження визначальними є пропускна здатність, час інференсу, стійкість до варіацій умов знімання та простота інтеграції з існуючою інфраструктурою. Огляди

сучасних систем вказують, що глибинні моделі, налаштовані на оптимальний компроміс між глибиною мережі і кількістю параметрів, здатні забезпечити швидкість оброблення, достатню для вбудовування в лінії суцільного контролю, і демонструють стабільно вищу точність порівняно з класичними алгоритмами при роботі на промислових датасетах, де присутні шум, забруднення та варіації геометрії деталей [11–13, 15]. Водночас для низки задач, зокрема на стадіях попереднього відбору явно бракованих виробів, простіші алгоритми можуть залишатися доцільними в силу нижчих вимог до обчислювальних ресурсів.

Необхідно також враховувати, що *deep learning* моделі можуть бути істотним чином адаптовані до обмежених обчислювальних ресурсів шляхом використання переносного навчання на основі попередньо натренованих мереж, стиснення моделей, квантування ваг і спеціалізованих легковагових архітектур. Це має критичне значення для впровадження систем машинного зору безпосередньо на роботизованих зварювальних постах, де використовуються вбудовані обчислювальні модулі. Дослідження із застосуванням трансферного навчання для оцінки зовнішньої якості зварних швів показують, що використання попередньо натренованих архітектур типу ResNet з подальшим донавчанням на відносно невеликих вибірках реальних зображень дозволяє досягати високої точності при помірних обчислювальних витратах [17]. Для переробних виробництв це означає можливість розгортання локальних систем контролю на окремих ділянках технологічної лінії без необхідності створення громіздкої централізованої інфраструктури оброблення даних.

Зв'язок використання моделей *deep learning* для машинного зору із підвищенням експлуатаційної стійкості деталей обладнання проявляється через можливість створення цифрового контуру управління якістю, який поєднує дані візуального контролю з моделями напружено деформованого стану та результатами неруйнівного контролю іншими методами. Наприклад, інформація про локалізацію

і розміри поверхневих чи внутрішніх дефектів, отримана за допомогою глибинних мереж, може використовуватися в чисельних розрахунках втомної довговічності для уточнення залишкового ресурсу конструкції [12, 15, 18]. Роботи, присвячені збільшенню ресурсу зварних з'єднань за рахунок післязварювальної обробки та зниження залишкових напружень, доводять, що контроль реального стану шва на мікро і макрорівні є вирішальним чинником для достовірної оцінки надійності [18]. Поєднання таких технологій із високоточними системами машинного зору на основі *deep learning* формує основу для переходу від календарного до стан орієнтованого технічного обслуговування, що безпосередньо підвищує стійкість виробничих систем.

Не менш важливим є методологічний аспект впровадження систем *deep learning* у практику контролю зварних з'єднань. Розроблення таких систем потребує тісної взаємодії фахівців з машинного навчання, зварювання та неруйнівного контролю. Ключовим є формування узгоджених критеріїв якості шва, відповідних нормативним документам і стандартам, а також побудова процесу маркування даних, який відображає реальні експлуатаційні ризики, а не лише формальні ознаки дефекту [13, 18, 19]. Коректна інтерпретація результатів є не менш важливою, ніж сам факт виявлення дефекту [19]. У випадку *deep learning* систем ускладнюється і завдання інтерпретації, тому перспективним напрямом є використання методів пояснюваного штучного інтелекту, які дозволяють візуалізувати вклад окремих ділянок зображення у прийняте рішення моделі та узгоджувати ці пояснення з фізичною природою дефектів.

Підсумовуючи, можна зазначити, що використання моделей *deep learning* для задач машинного зору в машинобудуванні, зокрема для оцінки якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв, забезпечує якісний стрибок у точності, відтворюваності та швидкодії систем контролю. Глибокі згорткові, детекційні та сегментаційні архітектури дозволяють автоматично виділяти

інформативні ознаки дефектів, адаптуватися до варіативних умов знімання та інтегрувати результати контролю в цифрові моделі ресурсу зварних конструкцій. Разом із тим такі системи потребують ретельно організованого процесу формування датасетів, урахування обмежень обчислювальної платформи та залучення експертів з неруйнівного контролю для коректної інтерпретації результатів. У сукупності ці фактори формують науково обґрунтований підхід до побудови інтелектуальних систем машинного зору, здатних істотно підвищити експлуатаційну стійкість обладнання за рахунок попередження відмов, зумовлених дефектами зварних з'єднань.

1.3. Основні дефекти зварних швів, які можуть бути виявлені технологією машинного зору

У переробних виробництвах машинобудівного профілю значна частка відповідальних елементів обладнання виконується у вигляді зварних конструкцій, що працюють під тиском, за умов циклічного навантаження, контакту з агресивними або санітарно чутливими середовищами. До таких об'єктів належать трубопроводи, резервуари, теплообмінники, корпуси апаратів, рамні та опорні конструкції технологічних ліній. Для них характерне широке застосування процесів зварювання, яке забезпечує високу продуктивність, технологічну гнучкість і можливість роботизації, але водночас створює ризики формування широкого спектра дефектів, що проявляються як на поверхні шва, так і в об'ємі металу [23, 24]. В умовах високих вимог до надійності та безпеки переробних виробництв традиційні методи візуального контролю, засновані на суб'єктивному сприйнятті контролера, стають недостатніми, тому дедалі ширше застосовуються системи машинного зору, які дозволяють автоматизувати виявлення та кількісну оцінку дефектів зварних швів [20–22].

Згідно з класифікаціями недосконалостей зварних з'єднань, закріпленими у міжнародному стандарті та пов'язаних з ним рекомендаціях, дефекти зварних швів розглядаються як недосконалості, що виходять за межі припустимих рівнів і здатні призвести до зниження несучої здатності, втомної довговічності або герметичності вузла [23, 25]. Для процесів характерна поява як поверхневих, так і внутрішніх недосконалостей, причому саме поверхневі дефекти найчастіше можуть бути безпосередньо ідентифіковані технологіями машинного зору без застосування додаткових джерел випромінювання. До таких дефектів належать підрізи, підзаплавлення, напливи, надмірне підсилення, нерівномірність ширини та траєкторії шва, поверхнева пористість, бризки, кратери, поверхневі тріщини і локальні виямки [22, 24, 25]. Внутрішні дефекти типу пор, шлакових включень, непровару чи неповного проплавлення частково можуть проявлятися у вигляді характерних поверхневих аномалій, проте виявлення їхньої повної конфігурації здебільшого потребує об'ємних методів неруйнівного контролю, включаючи радіографічні дослідження [21, 22].

Одним з найбільш поширених поверхневих дефектів зварюванні є підріз, який являє собою поздовжню виїмку уздовж границі зварного шва і основного металу, що утворюється внаслідок надмірної енергії дуги, неправильного положення пальника або високої швидкості переміщення [23, 24]. Підріз призводить до локального зменшення перетину несучого перерізу і різкого зростання концентрації напружень, що особливо небезпечно для вузлів, які працюють під дією змінних навантажень та в умовах корозійно активних середовищ. У переробних виробництвах така геометрія сприяє накопиченню продуктів, відкладень, агресивних компонентів середовища, що пришвидшує локальну корозію та деградацію металу. Технології машинного зору дають змогу ефективно виявляти підрізи завдяки аналізу профілю шва на основі двовимірних та тривимірних зображень, зокрема через використання лазерної триангуляції, структурованого

світла та методів згорткових нейронних мереж, які спеціалізовано навчаються розпізнавати характерні заглиблення вздовж лінії сплавлення [20, 22]. Кількісне вимірювання глибини та протяжності підрізів у поєднанні з критеріями ISO 5817 дозволяє автоматизувати віднесення зварного шва до певного рівня якості, що безпосередньо пов'язується з його втомною міцністю [23, 25].

Наступною групою поширених недосконалостей є дефекти геометрії профілю шва. До них належать підзаплавлення, недостатнє заповнення кромки, різкі зміни висоти та ширини валика, а також надмірне підсилення, яке створює опуклий профіль зварного шва. У переробних виробництвах такі дефекти порушують оптимальний розподіл напружень у перерізі та можуть сприяти утворенню зон локалізованої пластичної деформації, а також ускладнюють санітарне очищення поверхонь, особливо у харчовій і фармацевтичній промисловості. Дослідження в галузі машинного зору демонструють, що використання тривимірних сенсорів та алгоритмів семантичної сегментації дозволяє з високою точністю відтворювати контур шва й оцінювати відхилення геометричних параметрів від заданих допусків [20–22]. Порівняння класичних методів, де геометричні показники визначалися вручну або за спрощеними шаблонами, із сучасними підходами, що спираються на згорткові мережі та автоенкодери, показує істотне зменшення суб'єктивності оцінки та підвищення відтворюваності результатів навіть за наявності складних просторових конфігурацій швів [20, 23].

До критичних поверхневих дефектів швів належать також напливи та перекриття, які виникають внаслідок текучості розплавленого металу без належного сплавлення з основним металом, а також надмірні бризки, що залишаються на поверхні поблизу шва [24]. Напливи та перекриття часто маскують недостатнє проплавлення або неповне сплавлення по краю шва, створюють різкі зміни перерізу та зони потенційного відшарування. Бризки та поверхневі задирки у переробному обладнанні є небажаними через ризик відриву частинок металу,

забруднення продукту або створення локальних осередків корозії. Системи машинного зору, що використовують адаптивне пороговання, аналіз текстури і глибинні детектори об'єктів, здатні виявляти напливи як локальні ділянки із характерним профілем та більшою шириною шва, а бризки як окремі невеликі об'єкти з високим контрастом на фоні основного металу [20–22, 26]. Як показують новітні дослідження, точність виявлення напливів та бризок значною мірою залежить від просторової роздільної здатності та правильно підібраних режимів освітлення, тому оптична конфігурація системи є невід'ємним елементом загального інженерного рішення [20, 26].

Пористість є одним з найважливіших дефектів зварних швів, що впливають на герметичність і довговічність зварних з'єднань у переробних виробництвах. Пори можуть бути поверхневими та внутрішніми, зумовленими захопленням газу в процесі кристалізації, нестабільністю газового захисту або забрудненням поверхні. Для обладнання, яке працює під тиском або у вакуумі, наявність пор навіть у невеликій кількості здатна знизити герметичність, а для конструкцій, що піддаються корозії, пори створюють мікротріщини, де прискорюється локальна деградація металу [24]. Поверхневу пористість ефективно виявляють оптичні системи високої роздільної здатності з глибокими нейронними мережами класифікації та детекції, які навчаються відрізняти пори від нерівностей поверхні та випадкових артефактів освітлення [20–22, 26]. Проблемою залишається виявлення дрібних пор на шорсткій поверхні або в зонах зі зміненою відбитковою здатністю, тому дослідження спрямовані на поєднання традиційного аналізу текстурних ознак з глибинними моделями та використанням спеціальних сценаріїв освітлення [26]. Внутрішня пористість, яка не має очевидних поверхневих проявів, потребує застосування радіографічних методів контролю, однак і тут новітні підходи машинного зору та глибинного навчання значно підвищують достовірність автоматизованого виявлення дефектів на рентгенограмах зварних з'єднань [21, 22].

Крім пористості, серйозну небезпеку становлять тріщини, які можуть бути як поверхневими, так і внутрішніми. У процесах зварювання в залежності від термічного циклу, складу металу та напруженого стану можливе формування гарячих і холодних тріщин, поздовжніх і поперечних тріщин у металі шва або зоні термічного впливу, а також тріщин у кратерах. Для переробних виробництв тріщини є найбільш небезпечним типом дефектів, оскільки вони здатні швидко розвиватися під дією змінних навантажень і призводити до раптових відмов. Поверхневі тріщини можуть бути виявлені системами машинного зору шляхом аналізу високодеталізованих зображень із застосуванням методів підсилення контурів, фільтрації за напрямком та глибинних мереж, навчених на зразках тріщин різної орієнтації та ширини [20-22]. Разом з тим виявлення дуже тонких або закритих тріщин лише за допомогою оптичних методів є складним завданням, тому у практиці контролю часто застосовується їх поєднання з капілярними, магнітопорошковими та іншими методами неруйнівного контролю, описаними у вітчизняних навчальних посібниках [28]. Машинний зір в цьому випадку відіграє роль інструмента попередньої локалізації підозрілих зон та документування результатів огляду.

Особливу групу становлять дефекти сплавлення та проплавлення, зокрема непровар, неповне сплавлення по бічних гранях, неповне проплавлення кореня, а також місцеві зони відриву металу шва від основного металу. У випадку зварювання такі дефекти пов'язують з неправильним вибором режимів, геометрії розробки кромки і просторового положення шва, а також з помилками у позиціонуванні пальника, що особливо актуально для роботизованих комплексів [23, 24]. У переробних виробництвах дефекти сплавлення й проплавлення є критичними через ризик зниження несучої здатності та втрати герметичності елементів, що працюють під тиском. Частина таких дефектів може проявлятися у вигляді характерних поверхневих ознак, наприклад зміни форми перерізу, провалів

кореня чи аномалій у зоні переходу між швом і основним металом. Системи машинного зору на основі тривимірної реконструкції профілю шва та аналізу текстурних патернів дозволяють виявляти ці ознаки та використовувати їх як непрямі індикатори більш глибоких недосконалостей [22]. Для однозначного підтвердження внутрішніх дефектів непровару та неповного проплавлення необхідно поєднувати результати оптичного контролю із радіографічними дослідженнями або ультразвуковою дефектоскопією, де також активно впроваджуються методи машинного навчання та автоматизованої обробки сигналів [28].

Узагальнюючи перелік основних дефектів, які можуть бути виявлені технологіями машинного зору, доцільно виокремити причинно наслідковий зв'язок між параметрами, що вимірюються, та експлуатаційними характеристиками зварних з'єднань. Підрізи, геометричні нерівномірності, напливи, поверхнева пористість і тріщини формують локальні концентрації напружень і стають зародками втомних тріщин, тоді як дефекти сплавлення й проплавлення безпосередньо зменшують ефективний перетин несучого перерізу [23-25, 27]. Роботи, присвячені кореляції між класами якості за ISO 5817 і втомною міцністю зварних стиків, демонструють, що зменшення розмірів та кількості дефектів, типових для зварних швів, забезпечує істотне підвищення втомної довговічності, особливо для конструкцій, які працюють у режимах змінного навантаження [25, 27]. Додаткові дослідження ефективності післязварювальної обробки, зокрема електродинамічної, показують, що комбіноване зменшення залишкових напружень та контроль геометрії і дефектності шва за допомогою машинного зору дає змогу багаторазово збільшити ресурс з'єднань за циклічних навантажень [27].

У сучасних оглядах, присвячених застосуванню машинного навчання для виявлення дефектів зварних швів, підкреслюється, що інтеграція машинного зору у контур контролю якості дає змогу перейти від вибіркового до суцільного

інспектування та забезпечити своєчасний зворотний зв'язок для налаштування параметрів процесу [20-22, 26]. Завдяки цьому істотно зменшується кількість дефектних виробів, що виходять за межі допусків, скорочуються витрати на переробку та ремонт, а головне знижується ризик відмов у реальних умовах експлуатації обладнання переробних виробництв. Технології машинного зору, у поєднанні з класичними методами неруйнівного контролю, формують основу цифрового підходу до керування якістю зварних з'єднань, де параметри дефектів описуються в кількісних показниках, а їхній вплив на довговічність конструкції може бути проаналізований на основі моделей втомної міцності та розрахунків залишкового ресурсу [27-28].

Основні дефекти зварних швів процесів, такі як підрізи, напливи, геометричні відхилення профілю, пористість, поверхневі тріщини, а також частина дефектів сплавлення й проплавлення, можуть бути ефективно виявлені та кількісно оцінені за допомогою технологій машинного зору. Саме ці дефекти визначають чутливість вузлів переробного обладнання до втомних навантажень, корозійного впливу і втрати герметичності, тому їхнє оперативне виявлення і контроль є ключовою умовою забезпечення експлуатаційної стійкості конструкцій. Інтеграція систем машинного зору з алгоритмами машинного навчання, нормативними критеріями якості та методами неруйнівного контролю створює науково обґрунтовану основу для побудови інтелектуальних систем керування якістю зварних з'єднань, що відповідають сучасним вимогам надійності та безпеки переробних виробництв.

РОЗДІЛ II ОСНОВНИЙ РОЗДІЛ ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1. Причини утворення зварювальних дефектів зварювання

У сучасному машинобудуванні процеси зварювання посідають провідне місце під час виготовлення та ремонту зварних конструкцій обладнання переробних виробництв, зокрема резервуарів, теплообмінників, трубопроводів, рам та силових елементів, що працюють у складних експлуатаційних режимах. Якість зварних з'єднань безпосередньо визначає експлуатаційну стійкість таких деталей, їхню втомну міцність, герметичність та корозійну тривкість [30], тому систематичний аналіз причин утворення дефектів при MIG/MAG зварюванні є необхідною передумовою побудови надійних систем контролю якості, включаючи системи машинного зору. Міжнародні стандарти, зокрема ISO 5817, регламентують види та допустимі рівні зварювальних несплошностей, класифікуючи їх за рівнями якості та пов'язуючи геометричні параметри дефектів з допустимими режимами навантаження з'єднання [31]. У контексті обладнання переробних виробництв, де часто поєднуються циклічні навантаження, змінні температурні поля та агресивні середовища, навіть незначні порушення структури або геометрії шва, які виникають внаслідок технологічних відхилень, можуть призвести до прискореного зародження тріщин і передчасного виходу вузлів з ладу [32-33].

Основою для розуміння причин утворення дефектів у процесах є аналіз теплового циклу зварювання, характеру переносу металу, стабільності дуги та умов формування зварювальної ванни [30]. Режимми струму, напруги, швидкості подачі дроту та швидкості переміщення пальника визначають тепловкладення і, відповідно, глибину проплавлення основного металу, форму шва та розміри зони термічного впливу. Перевищення тепловкладення за рахунок надмірного струму або малої швидкості переміщення спричинює перегрів тонколистових елементів, зростання ширини шва, виникнення прожогів і значних деформацій, тоді як недостатнє тепловкладення веде до неповного проплавлення кореня та бокових

стінок, що утворює дефекти типу непровару та відсутності сплавлення [30-32]. Таким чином, вже на рівні підбору режимів зварювання формується причинно наслідковий ланцюг, у якому відхилення параметрів від оптимальних значень перетворюються на геометричні та структурні дефекти, що надалі фіксуються системами машинного зору як аномалії форми або текстури зварного шва.

Важливим джерелом дефектів є порушення газового захисту зони дуги. Для процесів зварювання характерна робота у середовищі інертних або активних газів, які мають забезпечувати стабільний розряд, ефективне видалення продуктів згоряння та захист розплавленого металу від атмосферного кисню, азоту та водяної пари [30]. Недостатня витрата газу, турбулентний режим виходу, надмірна відстань від сопла до поверхні або вплив повітряних потоків призводять до інтенсифікації газонасичення ванни та формування пор [32]. Наявність вологи, мастила, окалини й інших забруднень на поверхні кромки додатково посилює схильність до пороутворення, оскільки розкладання гідрокарбонатів і випаровування вологи збільшує вміст водню та вуглекислого газу в розплаві [31-33]. У результаті формується система дефектів у вигляді поверхневої або внутрішньої пористості, що проявляється на зображеннях як округлі або витягнуті западини на дзеркалі шва. Для обладнання переробних виробництв такі дефекти небезпечні з точки зору герметичності та біологічної безпеки, оскільки пори можуть стати осередками накопичення корозійних середовищ або продуктів переробки, а їх наявність знижує втомну міцність і сприяє ініціації тріщин [33, 34].

Наступний блок причин пов'язаний з підготовкою з'єднання та геометрією кромки. Нерівномірний зазор між деталями, погана обробка кромки, невідповідність типу підготовки товщині металу, зміщення кромки по висоті або ширині значно ускладнюють стабільне формування ванни та забезпечення повного проплавлення по всій товщині [30, 31]. Занадто великий зазор у стикових з'єднаннях за умов фіксованих режимів струму провокує прожоги, особливо для

тонкостінних елементів резервуарів, тоді як недостатній зазор або завелика притиска сила можуть створити умови для неповного проплавлення кореня та утворення прихованого дефекту, який візуально погано помітний, але суттєво послаблює переріз. У кутових і таврових з'єднаннях неправильний вибір параметрів розкриття кромок обумовлює появу підрізів, надмірного укосу валика або нависання металу без сплавлення, що погіршує розподіл напружень у зоні шва. У роботизованому зварюванні для переробних виробництв це особливо актуально, оскільки жорсткі пристрої фіксації та програмні траєкторії руху пальника розраховані на номінальну геометрію; будь-які відхилення, пов'язані з неточністю підготовки кромок, безпосередньо транслуються у зварювальні дефекти.

Суттєвий вплив на формування дефектів справляють характеристики зварювального дроту та основного металу, їхній хімічний склад, чистота та металургійна сумісність. Підвищений вміст сірки, фосфору, неметалічних включень, а також стрічкової сегрегації в основному металі збільшує схильність до гарячих і холодних тріщин, особливо у зонах концентрованих напружень біля кореня та у перехідній зоні між валиком і основним металом [32]. У вуглецевих і низьколегованих сталях важливу роль відіграє вміст дифузійного водню, який, поєднуючись із високими залишковими напруженнями та жорстким закріпленням, може спричинити відкладене утворення холодних тріщин. Дослідження показують, що наявність навіть незначних тріщиноподібних дефектів або локалізованих зон надлишкової твердості у зоні термічного впливу істотно знижує втомну довговічність зварних вузлів і прискорює ініціацію руйнування [33, 34]. Для деталей обладнання переробних виробництв, які працюють у середовищах змінних тисків і температур, такі дефекти особливо небезпечні, оскільки поєднують концентрацію напружень з агресивним середовищем.

Важливим джерелом дефектів виступає нестабільність переносу металу та коливання дуги, пов'язані з проблемами подачі дроту, зношенням контактного

наконечника, нестійкою роботою механізму подачі та нестабільністю електричної мережі [30, 32]. Коливання струму та напруги, періодичне зависання дроту, ковзання подаючих роликів спричиняють переходи між режимами переносу крапель і короткого замикання, що відображається у нерівномірності ширини валика, підвищеному розбризкуванні, локальних підплавленнях кромek і формуванні підрізів. Металеві бризки, які адгезійно прилипають до поверхні поблизу шва, з одного боку, погіршують гігієнічні та санітарні характеристики обладнання переробних виробництв, а з іншого, можуть бути маркерами нестабільності процесу, які легко ідентифікуються на зображеннях машинного зору як характерні яскраві включення на фоні основного металу [32].

Додаткову групу причин формують просторове положення зварювальної ванни та умови доступу до зони шва. Зварювання у стельовому, вертикальному або похилому положенні збільшує схильність до стікання ванни, утворення напливів, підрізів та неповного проплавлення, оскільки сила тяжіння частково компенсує поверхневий натяг розплавленого металу. Для великогабаритних конструкцій обладнання переробних виробництв, таких як ємності або колони, часто неможливо забезпечити зварювання в нижньому положенні по всій довжині шва; результуючі зміни положення торця пальника, кута нахилу та довжини дуги підвищують імовірність виникнення локальних дефектів. У таких випадках застосування роботизованих систем з розширеною кінематикою дозволяє частково компенсувати геометричну складність, але потребує високої точності програмування траєкторій та інтеграції систем стеження за швом, у тому числі на основі машинного зору [35].

У роботизованих комплексах зварювання для переробних виробництв значна частка причин дефектності пов'язана з помилками калібрування та налаштування системи. Невідповідність між реальним положенням пальника та записаним у контролері TCP, помилки в геометричній моделі робота, неточне позиціонування пристроїв, деформації деталей у процесі складання призводять до того, що

фактична траєкторія дуги відхиляється від розрахованої лінії шва [35–36]. Унаслідок цього частина перерізу може залишитися непропавленою, утворюються бокові непровари, зміщується центр валика, виникає асиметрія ширини та підрізи на одному з боків. Для складних таврових або кутових з'єднань, характерних для каркасних конструкцій та обладнання з великою кількістю кронштейнів, така похибка особливо критична, оскільки локальні дефекти часто маскуються під геометричну нерівність, якщо контроль виконується лише візуально. Саме тут машинний зір, навчений на промислових наборах даних з реальними дефектами типу LoHi WELD, може надійно відрізнити допустимі відхилення форми від небезпечних дефектів структури [35].

Як показують численні дослідження втомної міцності зварних з'єднань, наявність поверхневих дефектів типу підрізів, напливів, пористості, непроварів і тріщиноподібних несплошностей істотно знижує довговічність елементів, оскільки ці дефекти діють як концентратори напружень та ініціатори тріщин [33, 34]. На рівні нормативних документів ISO 5817 і пов'язаних з ним рекомендацій запропоновано класи якості, які пов'язують допустимі геометричні параметри дефектів з очікуваними експлуатаційними характеристиками з'єднання [31, 33]. У практиці проектування обладнання переробних виробництв це означає, що рівень допустимих дефектів має узгоджуватися з режимами навантаження, насамперед з урахуванням втомних напружень, впливу корозії та можливих ударних навантажень. Наявність систематичних знань про причинні зв'язки між відхиленнями параметрів процесу, типами дефектів і втомною міцністю дозволяє не лише коректно визначати критерії бракування, а й оптимізувати режими зварювання з урахуванням реальних умов роботи обладнання [33, 34].

З точки зору технологій машинного зору знання причин утворення дефектів зварювання забезпечує основу для побудови ефективних моделей класифікації та сегментації зварних швів. Поверхневі дефекти, що виникають внаслідок

конкретних причинних факторів, формують характерні візуальні патерни, які можуть бути описані через геометрію профілю шва, текстуру, локальні зміни яскравості та кольору або особливості топографії поверхні [35, 37]. Наприклад, підріз, що виникає за умови надмірної напруги дуги та завищеної швидкості переміщення, проявляється як витягнута канавка вздовж лінії сплавлення; наплив, пов'язаний із надмірним тепловкладенням і малою швидкістю переміщення, виглядає як локальне розтікання металу за межі розрахункового профілю; пори, зумовлені порушенням газового захисту або забрудненням поверхні, сприймаються як окремі або групові округлі западини. Глибокі конволюційні та однокрокові детектори, такі як модифікації сімейства YOLO, спеціально оптимізовані для виявлення дрібномасштабних об'єктів різних типів дефектів на зварних швах [37, 39]; їх навчання на галузевих наборах даних дає змогу реалізувати автоматизований, наближений до реального часу контроль якості з можливістю подальшої інтерпретації причин виникнення дефектів.

У випадку обладнання переробних виробництв особливо важливо поєднувати знання про технологічні причини дефектів та можливості машинного зору в інтегровані системи управління якістю. З одного боку, аналіз параметрів процесу і конструкції вузла дозволяє звужити діапазон потенційно можливих типів дефектів у конкретній зоні з'єднання. З іншого боку, результати автоматичного візуального контролю, представлені у вигляді карти виявлених дефектів з оцінкою їх геометричних параметрів, можуть використовуватися для зворотного коригування режимів зварювання або програмних траєкторій робота [35, 38]. Такий підхід створює передумови для побудови замкнених систем керування процесом, за яких машинний зір не лише фіксує наслідки порушення режимів, а й сприяє попередженню повторного виникнення дефектів за рахунок автоматичного налаштування параметрів технології.

Узагальнюючи викладене, можна відзначити, що причини утворення зварювальних дефектів при зварюванні мають комплексний характер і охоплюють групи факторів, пов'язаних з режимами тепловкладення, якістю підготовки кромки, характеристиками матеріалів, стабільністю переносу металу, просторовим положенням ванни, а також точністю калібрування й програмування роботизованих систем. Кожний із цих факторів формує специфічні геометричні та структурні аномалії зварного шва, що призводять до зниження втомної міцності, герметичності та корозійної стійкості з'єднань обладнання переробних виробництв. Усвідомлення причинно наслідкових зв'язків між параметрами процесу, типами дефектів і експлуатаційними властивостями шва є необхідною умовою для впровадження сучасних систем машинного зору, які забезпечують автоматизовану оцінку якості та створюють основу для побудови інтелектуальних систем керування зварювальними процесами в машинобудуванні.

2.2. Вплив зварювальних дефектів на довговічність роботи конструкцій

У конструкціях обладнання переробних виробництв зварні з'єднання, є не лише основним засобом формування геометрії вузлів, а й найбільш уразливою ланкою з точки зору довговічності. Рама, резервуар, теплообмінник, корпус апарата або трубопровід часто виходять з ладу не через відмову основного металу, а через розвиток тріщин, корозійних пошкоджень та втрату герметичності саме у зоні зварних швів. При цьому MIG/MAG процеси, що забезпечують високу продуктивність і технологічну гнучкість, у разі відхилення режимів або порушення підготовки кромки формують широке коло дефектів, які істотно впливають на експлуатаційну стійкість обладнання [39]. Тому оцінювання впливу зварювальних дефектів на довговічність конструкцій має спиратися на спільний аналіз напружено деформованого стану, втомної поведінки з'єднання, умов корозійного впливу та

можливостей сучасних технологій машинного зору, що забезпечують кількісну реєстрацію показників дефектності.

Ключовим елементом такої оцінки є нормативна база, зокрема стандарт ISO 5817, який регламентує якісні рівні зварних з'єднань та встановлює допустимі розміри і частоту недосконалостей, таких як підрізи, пори, непровари, напливи і тріщини [40]. Спочатку рівні якості формувалися переважно з технологічних міркувань, однак подальші дослідження довели, що між групами якості за ISO 5817 та втомною міцністю зварних стиків існує стійкий зв'язок, який можна використати для прогнозування ресурсу конструкцій [41]. Роботи з кореляції напружень у зоні шва, параметрів дефектів та втомних кривих показали, що перехід від вищих рівнів якості до нижчих відповідає систематичному зниженню втомної міцності, причому це зниження обумовлюється насамперед геометричною концентрацією напружень на підрізах, непроварах та локальних нерівностях профілю [41, 42]. У контексті переробних виробництв це означає, що вимоги до рівня якості мають бути жорсткішими, ніж для загальнопромислових конструкцій, оскільки устаткування працює в умовах циклічних навантажень, змінних температур і впливу агресивних середовищ.

Втомна довговічність зварних стиків у конструкціях обладнання переробних виробництв визначається, передусім, локальними концентраціями напружень у зоні переходу від шва до основного металу та на фронті наявних дефектів. Геометричні недосконалості типу підрізів, надмірного підсилення, асиметрії профілю валика, зміщення осі шва відносно осі елемента призводять до підвищення коефіцієнтів концентрації напружень і, як наслідок, до скорочення довговічності за втомою [42]. Дослідження показують, що навіть відносно невеликий підріз зігнутої форми, розташований у зоні максимальних напружень, може знизити втомну міцність на десятки відсотків, якщо його глибина і протяжність перевищують допустимі за ISO 5817 значення [41]. Для деталей, що працюють у режимах низько- або

високочастотних циклічних навантажень, як це характерно для багатьох агрегатів переробної промисловості, така концентрація напружень прискорює перехід від стадії зародження мікротріщини до стадії її стабільного росту, скорочуючи період безпечної експлуатації.

Ще більше значення для ресурсу конструкцій мають об'ємні дефекти, що формуються при MIG/MAG зварюванні, зокрема пористість, шлакові включення, неповне проплавлення кореня та відсутність сплавлення по бічних гранях. У термінах механіки руйнування такі дефекти слід розглядати як еквівалент початкових тріщин з певною ефективною довжиною та формою фронту [42]. В умовах багатоциклового навантаження вони задають початкову геометрію тріщини, що розвивається, і таким чином істотно скорочують стадію зародження дефекту; фактично експлуатаційна тріщина формується вже на етапі виготовлення. Дослідження показують, що внутрішні пори, локалізовані поблизу кореня шва або у зоні термічного впливу, можуть ініціювати руйнування навіть при напруженнях, які нижчі за номінальну межу витривалості бездефектних з'єднань [42, 43]. Наявність шлакових включень погіршує пластичну здатність металу в околі фронту тріщини, сприяючи крихкому або квазікрихкому характеру руйнування, що особливо небезпечно для вузлів, які працюють під тиском.

Для обладнання переробних виробництв характерні поєднання механічних і корозійних впливів; у таких умовах зварювальні дефекти не лише концентрують напруження, а й формують локальні осередки корозії. Підрізи, пори, мікротріщини, напливи створюють щілиноподібні зазори та неоднорідності рельєфу, у яких затримуються продукти переробки, агресивні компоненти середовищ або залишки миючих розчинів. Це змінює локальну хімію середовища, сприяє виникненню щілинної та питинг-корозії, а в присутності хлоридів або сірководню прискорює розвиток корозійно-втомного руйнування [43]. В устаткуванні для харчової, фармацевтичної та хімічної промисловості такий сценарій особливо небезпечний,

оскільки поєднує ризик втрати герметичності, забруднення продукту та руйнування елементів під тиском. Таким чином, дефекти MIG/MAG зварювання в цих умовах мають подвійний негативний ефект, одночасно знижуючи втомну міцність та корозійну тривкість.

Важливу роль у впливі зварювальних дефектів на довговічність відіграють залишкові напруження та мікроструктурні зміни в зоні термічного впливу. MIG/MAG процеси, особливо у разі високих тепловкладень, формують розтягувальні залишкові напруження у поверхневих шарах, що накладаються на робочі напруження від зовнішнього навантаження [39, 42]. У присутності дефектів це приводить до подальшого збільшення еквівалентної інтенсивності напружень біля вершин тріщиноподібних несплошностей. Дослідження показують, що цілеспрямована обробка швів методами післязварювального зміцнення, зокрема електродинамічним або електроімпульсним впливом, здатна істотно збільшити ресурс зварних стиків завдяки розвантаженню залишкових напружень та модифікації мікроструктури в зоні шва [43]. Це підтверджує, що довговічність зварних з'єднань визначається не лише самими дефектами, а й напруженим станом конструкції та можливістю керувати ним за допомогою відповідних технологічних заходів.

Традиційно оцінка впливу дефектів на довговічність базувалася на методиках втомного розрахунку та фрагментарних результатах неруйнівного контролю. Однак навіть за наявності S N кривих і рекомендацій комбіноване врахування реальної дефектності швів, їхньої геометрії та напруженого стану залишалось складною інженерною задачею [42]. У цьому контексті суттєвим кроком уперед стало поширення технологій машинного зору, які дозволяють перейти від суб'єктивної візуальної оцінки до кількісного опису геометрії шва та поверхневих дефектів на основі високоякісних зображень. Сучасні системи технічного зору забезпечують реконструкцію профілю шва, вимірювання його ширини, висоти підсилення,

радіусів спряження, а також автоматичне виявлення підрізів, напливів, пор і тріщин на основі аналізу текстури та контурів [44]. Отримані числові параметри можуть безпосередньо використовуватися у розрахункових моделях для оцінки коефіцієнтів концентрації напружень, побудови розрахункових перерізів та визначення класу втомної міцності з'єднання.

На стику машинного зору та машинного навчання активно розвиваються глибинні моделі для автоматизованого виявлення та класифікації дефектів зварних швів. Огляд досліджень із застосування алгоритмів глибинного навчання для виявлення поверхневих дефектів зварювання показує, що згорткові нейронні мережі, а також сучасні сімейства однокрокових детекторів досягають високих значень показників точності та повноти навіть у разі складних фонів та змінних умов освітлення [44]. Поява спеціалізованих промислових наборів даних, таких як LoHi WELD, що містять тисячі зображень валіків MIG/MAG зварювання з реальними дефектами пористості, нашарувань, розривів і забруднень, дала можливість навчати моделі, адаптовані до впливу шумів та різних масштабів дефектів [45]. Для обладнання переробних виробництв це критично, оскільки дефекти часто мають малий розмір на фоні великогабаритних поверхонь, а їх своєчасне виявлення визначає можливість виконання локального ремонту до переходу тріщин у небезпечний розмір.

Окремим напрямом є застосування машинного зору та глибинного навчання до аналізу рентгенограм зварних з'єднань, що забезпечує виявлення внутрішніх дефектів, таких як пори, шлакові включення та непровари, які не проявляються на поверхні [46]. Огляд сучасних методів автоматизованого розпізнавання дефектів на рентгенограмах демонструє, що поєднання глибинних моделей з методами синтетичного розширення даних дозволяє суттєво підвищити достовірність виявлення дрібних та слабоконтрастних несплошностей у товстостінних зварних з'єднаннях [46]. У контексті довговічності конструкцій це відкриває можливість

комплексної оцінки стану вузла, коли поверхневі дефекти ідентифікуються візуальними системами, а внутрішні аналізуються на основі автоматизованої обробки рентгенівських зображень. Отримана сукупність даних про реальний стан зварного шва може бути інтегрована у розрахункові моделі втомного руйнування, що значно підвищує точність прогнозування залишкового ресурсу.

В українській практиці забезпечення довговічності зварних конструкцій обладнання переробних виробництв неруйнівні методи контролю традиційно посідають важливе місце, зокрема візуально-вимірний, капілярний, магнітопорошковий, ультразвуковий та радіографічний контроль [49]. Водночас саме поєднання цих класичних методів з автоматизованими системами машинного зору створює нову якість інженерного аналізу, оскільки забезпечує об'єктивну реєстрацію дефектів, їх геометричних параметрів і просторового розподілу. Наприклад, результати візуального та ультразвукового контролю можуть забезпечити маркування зразків для навчання моделей глибинного навчання, а потім, після їх навчання, машинне зоріння бере на себе функцію суцільного моніторингу продукції у реальному часі. Такий підхід дозволяє виявляти дефекти, які найбільш критично впливають на довговічність, і одночасно накопичувати статистику їх виникнення, що корисно для подальшої оптимізації конструкції та технології зварювання.

Сучасні дослідження демонструють, що спеціалізовані глибинні архітектури, оптимізовані під задачі виявлення дефектів зварювання, здатні забезпечувати високу чутливість до дрібномасштабних несплошностей і стійкість до шумів виробничого середовища. Наприклад, моделі типу WeldiNet, побудовані на основі модифікованих нейронних мереж з оптимізаційними метаевристиками, показують конкурентоспроможні результати на стандартних наборах даних із рентгенівськими та оптичними зображеннями зварних з'єднань [50]. Інженерний сенс таких рішень полягає у тому, що глибинні моделі здатні автоматично виділяти релевантні ознаки,

пов'язані з формою та текстурою дефектів, без необхідності ручного конструювання дескрипторів. Це дає змогу на практиці розгорнути системи раннього виявлення дефектів на лініях MIG/MAG зварювання та своєчасно запобігати потраплянню потенційно небезпечних вузлів у експлуатацію, тим самим безпосередньо впливаючи на підвищення довговічності конструкцій.

У перспективі інтеграція результатів машинного зору з цифровими двійниками зварних конструкцій обладнання переробних виробництв відкриває можливість переходу від реактивної стратегії ремонту до проактивної стратегії управління ресурсом. Дані про виявлені дефекти, їхні розміри, положення та динаміку розвитку можуть використовуватися для калібрування моделей втомного руйнування та корозійно-втомних процесів, що реалізуються в середовищах CAE. Це дозволяє будувати сценарії навантаження, моделювати розповсюдження тріщин від фактично виявлених дефектів і визначати інтервали безпечної експлуатації між ремонтами. Відповідно, вплив дефектів MIG/MAG зварювання на довговічність конструкцій перестає бути абстрактною категорією і перетворюється на керований параметр, що може бути оптимізований за рахунок комбінованого використання удосконалених технологій зварювання, післязварювальної обробки та інтелектуальних систем контролю якості.

Зварювальні дефекти, що виникають у процесах MIG/MAG, істотно впливають на довговічність конструкцій обладнання переробних виробництв, оскільки поєднують у собі геометричну концентрацію напружень, створення внутрішніх осередків руйнування та формування локальних зон корозійної активності. Їхній негативний вплив проявляється насамперед у зниженні втомної міцності, скороченні ресурсу до зародження та розвитку тріщин, зменшенні герметичності та корозійної тривкості. Сучасні технології машинного зору, підсилені методами глибинного навчання, забезпечують якісно новий рівень кількісної оцінки дефектності швів, дозволяють автоматизувати виявлення

критичних дефектів і інтегрувати результати контролю в моделі оцінки залишкового ресурсу. Це створює інженерну основу для підвищення експлуатаційної стійкості зварних конструкцій, зниження ризику аварійних відмов і оптимізації стратегій технічного обслуговування.

2.3 Використання моделі глибокого навчання для аналізу дефектів зварних швів

У сучасних переробних виробництвах якість зварних з'єднань деталей обладнання прямо визначає експлуатаційну стійкість агрегатів, надійність технологічних ліній та безпеку виробництва. Хмарні сервіси комп'ютерного зору, зокрема Amazon Web Services, відкривають можливість для використання потужних моделей глибокого навчання без розгортання складної обчислювальної інфраструктури на підприємстві, що є важливим фактором для машинобудівних та переробних підприємств.

AWS є повністю керованим сервісом для побудови моделей комп'ютерного зору, призначених для класифікації зображень та детекції об'єктів за індивідуальними вимогами користувача. Базові моделі Rekognition попередньо навчені на десятках мільйонів зображень у різних категоріях, що забезпечує сформований простір ознак для широкого спектра візуальних об'єктів. Custom Labels використовує цей попередній досвід та реалізує підхід перенавчання, коли до вже натренованої нейронної мережі додається спеціалізований «верхній» класифікатор або детектор, що адаптується до вузького домену задачі, наприклад до виявлення дефектів зварних швів на елементах трубопроводів, теплообмінників чи корпусних деталях машинобудівного обладнання переробних виробництв. Таким чином, вибір саме цього сервісу для оцінки якості зварних з'єднань обґрунтовується можливістю використовувати потужні глибокі моделі без

необхідності самостійного проектування архітектури та налаштування низькорівневих гіперпараметрів.

Архітектура моделей, є закритою, проте з аналізу функціональності сервісу, офіційних описів та типових сценаріїв використання можна зробити обґрунтований висновок, що ядром є згорткові нейронні мережі глибокого навчання, оптимізовані для задач класифікації зображень та детекції об'єктів (рис. 3.1). Нижні шари такої мережі виконують роль універсального екстрактора ознак, який виділяє базові візуальні патерни, такі як контури, текстури, локальні контрастні структури, характерні для широкого спектра зображень, тоді як верхні шари формують відображення у простір детальніших концептів, що пов'язані вже з конкретними класами об'єктів. Для задач контролю якості зварних швів це означає, що модель здатна одночасно враховувати геометрію валика, структуру поверхні, наявність локальних темних чи світлих областей, зміну структури металу поблизу лінії сплавлення та інші ознаки, які в літературі розглядаються як індикатори поверхневих дефектів. Підхід перенавчання дозволяє підлаштувати саме верхній рівень моделі до специфіки зварних швів, не втрачаючи загальної здатності розпізнавати базові візуальні патерни.

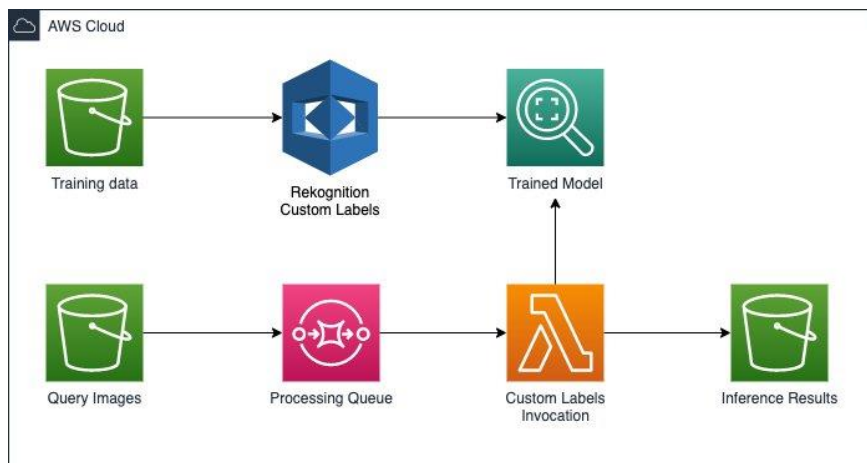


Рисунок 2.1 Архітектура використання моделі машинного зору для оцінки дефектів зварювання

Важливою технічною характеристикою моделей є спосіб формування навчальних і тестових вибірок. Для аналізу використовували датасет зі знімками зварювальних швів отриманих MIG/MAG зварюванням (рис. 2.2, рис.2.3).

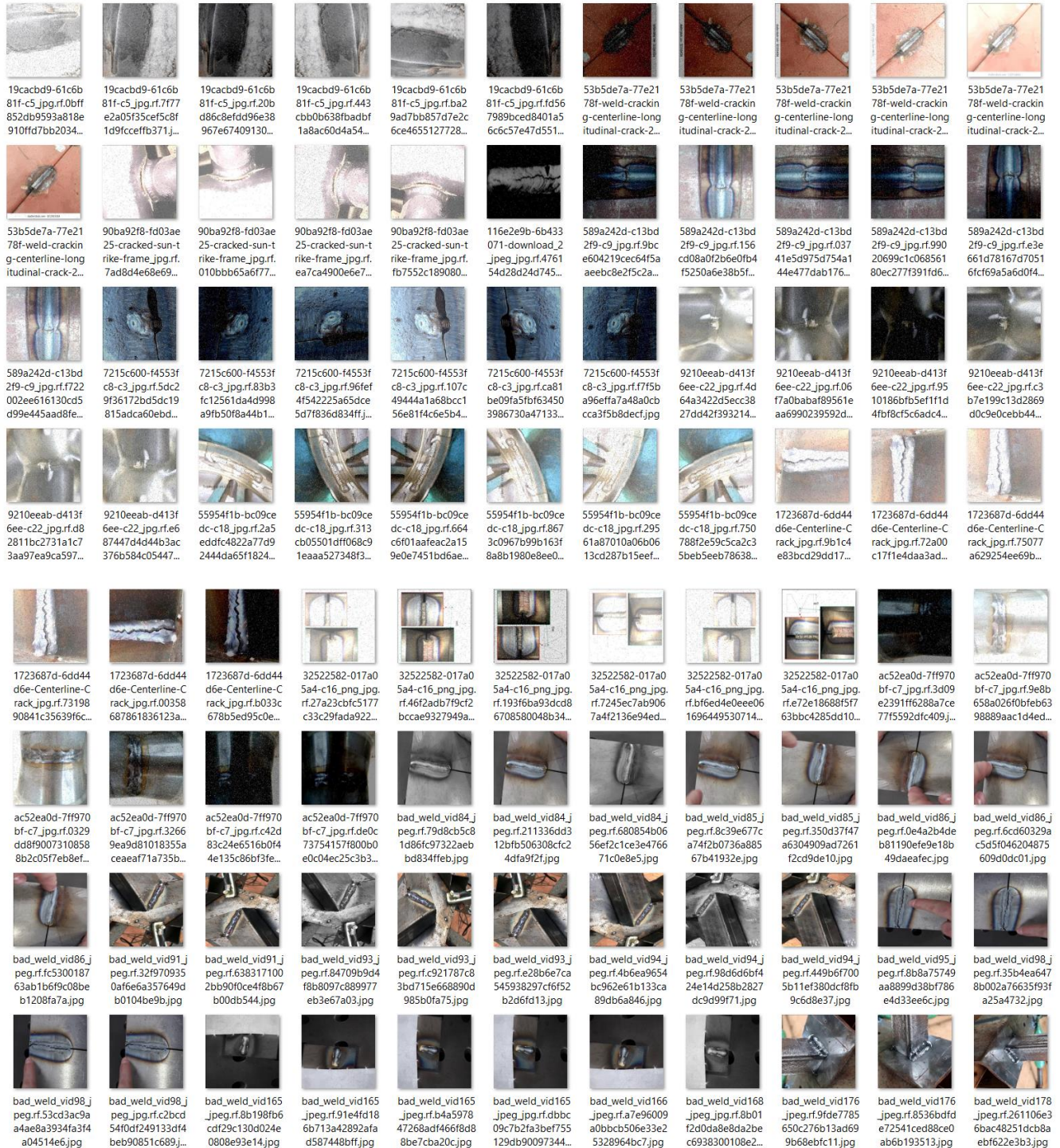


Рисунок 2.2 Фрагмент набору даних для навчання моделі глибокого навчання

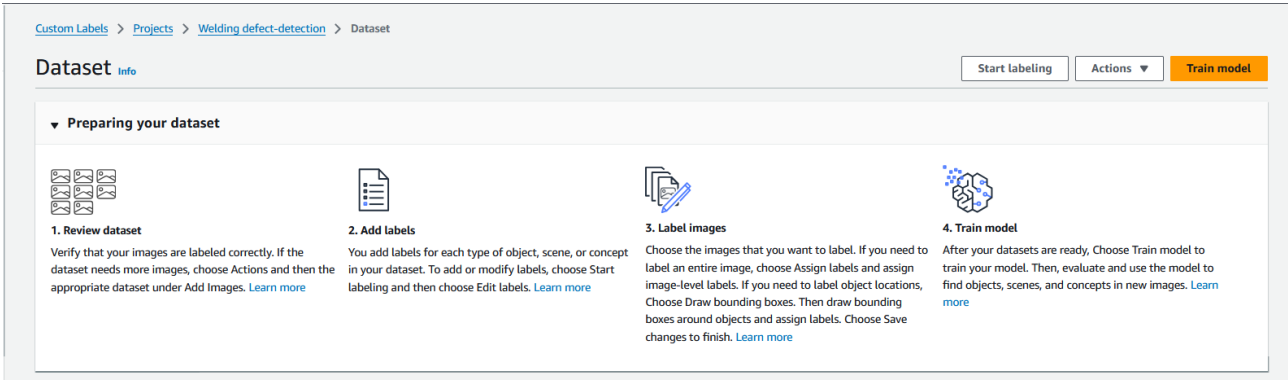


Рисунок 2.3 Підготовка набору даних перед тренуванням моделі глибокого навчання

Завантажили до сховища зображення у форматах JPEG, дотримуючись вимог до розміру, де мінімальна розмірність становить 64×64 пікселі, а максимальна 4096×4096 пікселів (рис. 2.4). Ці обмеження враховували при організації знімання, при плануванні роздільної здатності камер машинного зору, поля зору та масштабу, щоб типові ділянки зварного шва, включаючи зону можливих дефектів, займали достатню кількість пікселів для надійної роботи детектора.

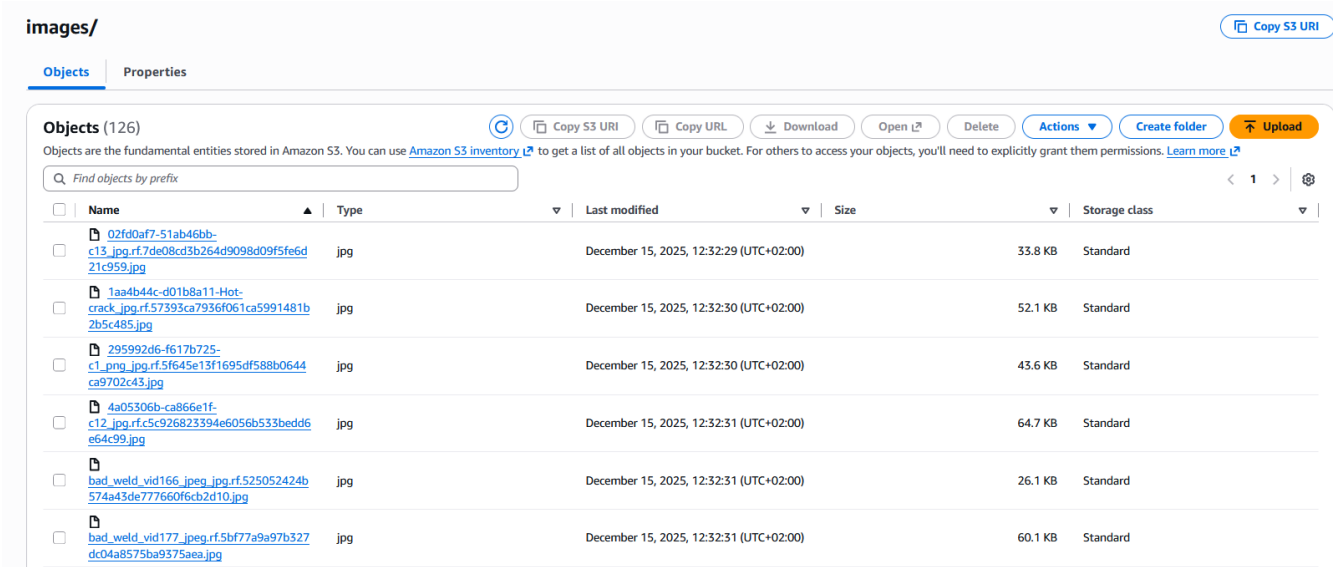


Рисунок 2.4 Завантаження набору даних перед тренуванням моделі глибокого навчання

Перед проведенням навчання моделі провели розмітку зображень (рис. 2.5).

Labels

Manage Labels

☒ Images (245)
 ☐ Labeled (245)
 ☐ Unlabeled (0)
 ☐ Errors (0)

☒ defect (45)
 ☒ quality (200)

Images (245)

02fd0af7-51ab46bb-c13_jpg.rf.7de08cd3b264d9098d09f5fe6d21c959.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.05ff78024b481ae4fada24ef439ebd97.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.26d4bf7a38b3bf4195696d7d002dfc32.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.3ce38b0e86b3cd83db06acc794de04f0.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.68d881523d9df5f75e91f0d319e2ad5c.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.77546dd3e656d80bb16894a47fb55b27.jpg

defect

0e538f39-1d30436c-c23_jpg.rf.9af91763a613bf193d03c39400da2ec6.jpg

defect

1aa4b44c-d01b8a11-Hot-crack_jpg.rf.57393ca7936f061ca5991481b2b5c485.jpg

defect

295992d6-f617b725-c1_png_jpg.rf.5f645e13f1695df588b0644ca9702c43.jpg

defect

4d02e003-793c44d4-DWAi7_eXcAAduF_jpg.rf.9448eea0f4fef04c8bb6ee6f6eeacd0c.jpg

defect

4d02e003-793c44d4-DWAi7_eXcAAduF_jpg.rf.a97cb39e3fff7a0cd558e38f3c7361.jpg

defect

5ee0159b-e989d42a-images_jpeg_jpg.rf.4243f81f9fb1db6bc02d9fb046d50935.jpg

defect

5ee0159b-e989d42a-images_jpeg_jpg.rf.4902c6f1bb6fdc07830b499fde83e6fd.jpg

defect

5ee0159b-e989d42a-images_jpeg_jpg.rf.a25f97604a3b3ada08f3d803ff4a9577.jpg

defect

5ee0159b-e989d42a-images_jpeg_jpg.rf.dc2ccc988438d5d052b86c91b72f8d3b.jpg

defect

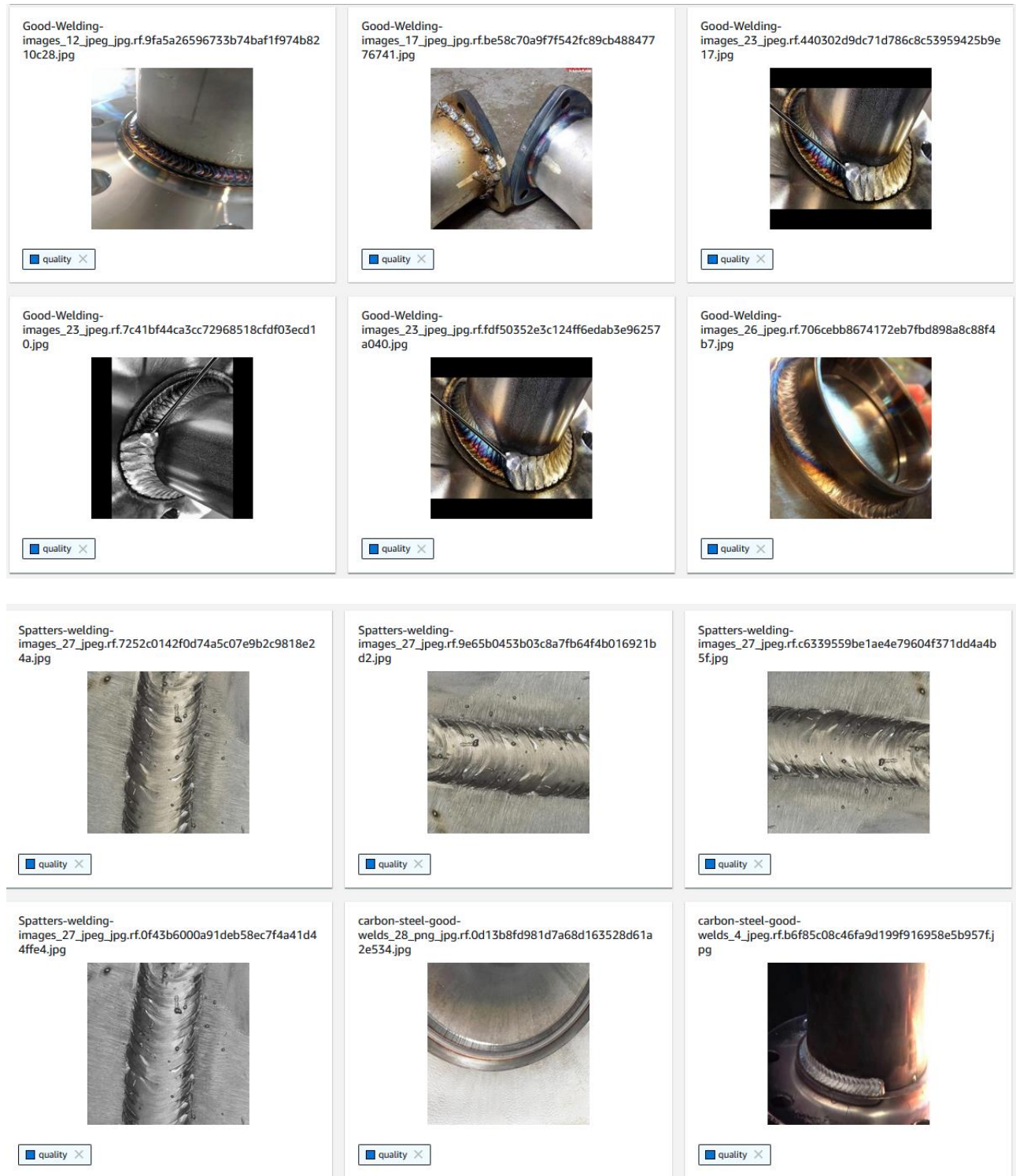


Рисунок 2.5 Розмітка зображень перед тренуванням моделі

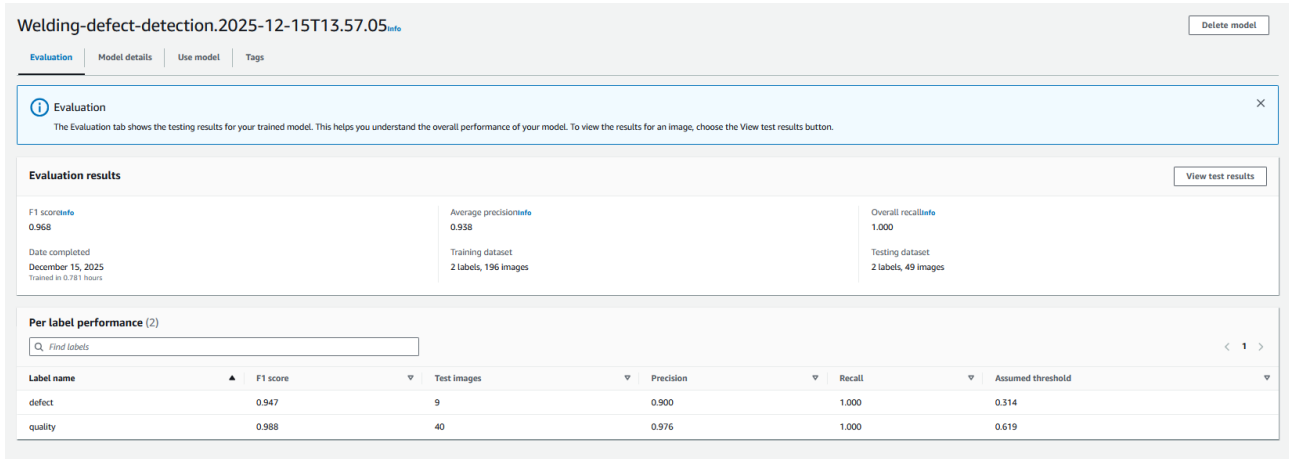


Рисунок 2.6 Результат тренування моделі глибокого навчання для класу defect F1 Score = 0,947, точність 0,9; для класу quality F1 Score = 0,988, точність 0,976

Сам процес навчання моделі реалізувався як кероване завдання AutoML. Визначали цільову задачу, завантажували розмічений датасет, після чого сервіс автоматично обирав конфігурацію нейронної мережі, стратегію оптимізації та внутрішні гіперпараметри. Важливо, що для досягнення прийнятної точності було достатньо порівняно невеликого обсягу даних, 400 розмічених зображень, оскільки фактичне навчання виконується не «з нуля», а шляхом перенавчання верхніх шарів вже підготовленої моделі. Це особливо ефективно у випадку контролю якості зварних швів, коли розмітка дефектів потребує участі висококваліфікованих зварювальників, дефектоскопістів або інженерів з якості, використання результатів неруйнівного контролю та зіставлення з експлуатаційними відмовами. Таким чином зменшується загальний обсяг ручної роботи з розмітки без втрати точності виявлення дефектів, зокрема таких, як підрізи, пористість, шлакові включення чи непровари, які суттєво впливають на втомну міцність та довговічність зварних з'єднань.

Оцінювання якості натренованої моделі виконували на основі стандартних метрик машинного навчання, зокрема точності, повноти, F1 міри. Узгоджена інтерпретація цих метрик у контексті контролю зварних швів має принципове значення. Висока точність моделі при низькій повноті означає, що система

практично не видає хибних спрацьовувань, проте пропускає частину небезпечних дефектів, що неприйнятно для елементів, які працюють у втомному режимі або за умов корозійно-механічного навантаження. Навпаки, висока повнота при помірній точності забезпечує виявлення більшості дефектних зон, але збільшує кількість хибних попереджень, які доводиться відфільтровувати додатковими методами неруйнівного контролю, наприклад ультразвуковим або радіографічним. З огляду на критичність наслідків руйнування зварних з'єднань обладнання переробних виробництв доцільно орієнтуватися на конфігурацію, у якій пріоритет віддається повноті, а точність підвищується за рахунок комбінованих методів діагностики.

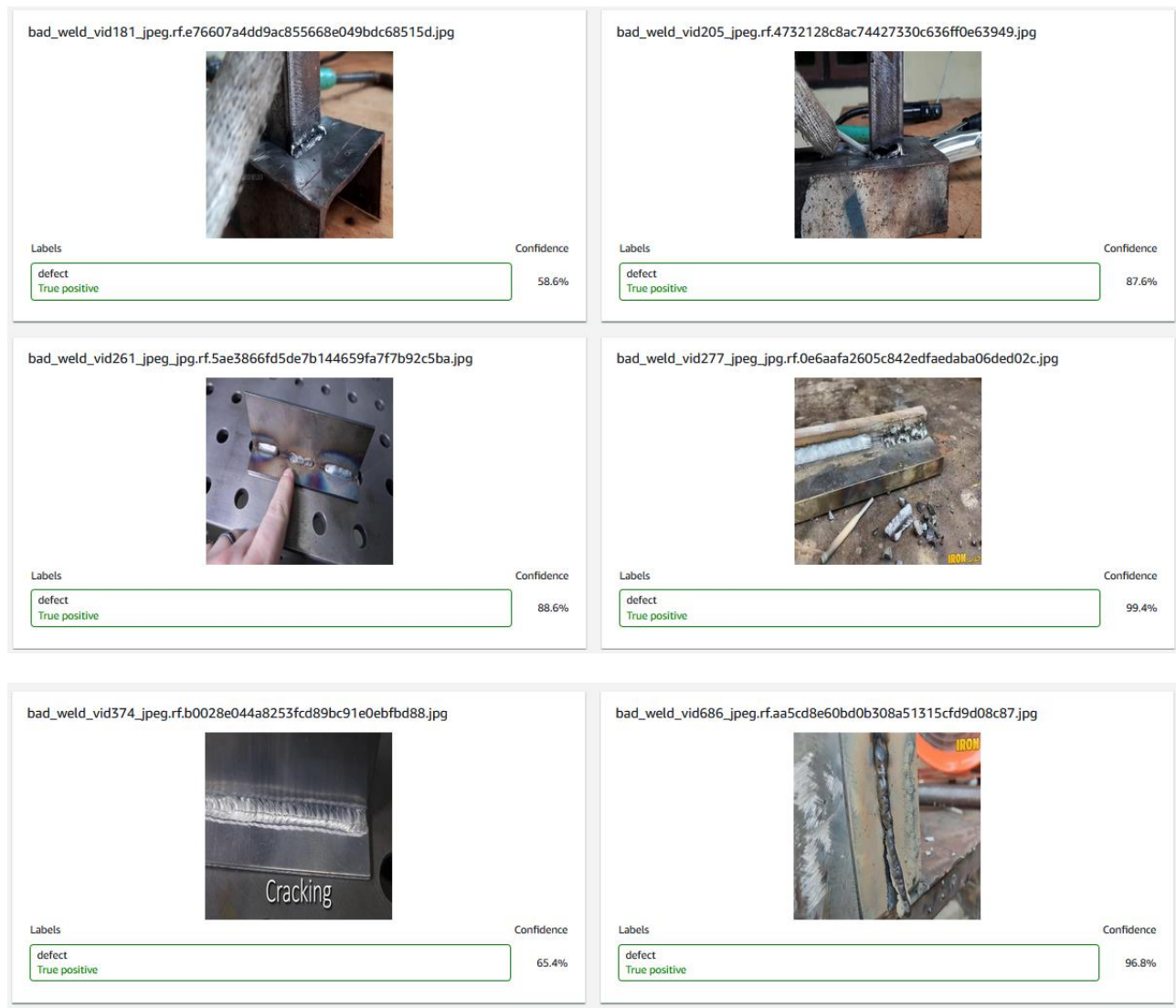


Рисунок 2.7 Виявлення класу Defect на зображеннях зварних швів

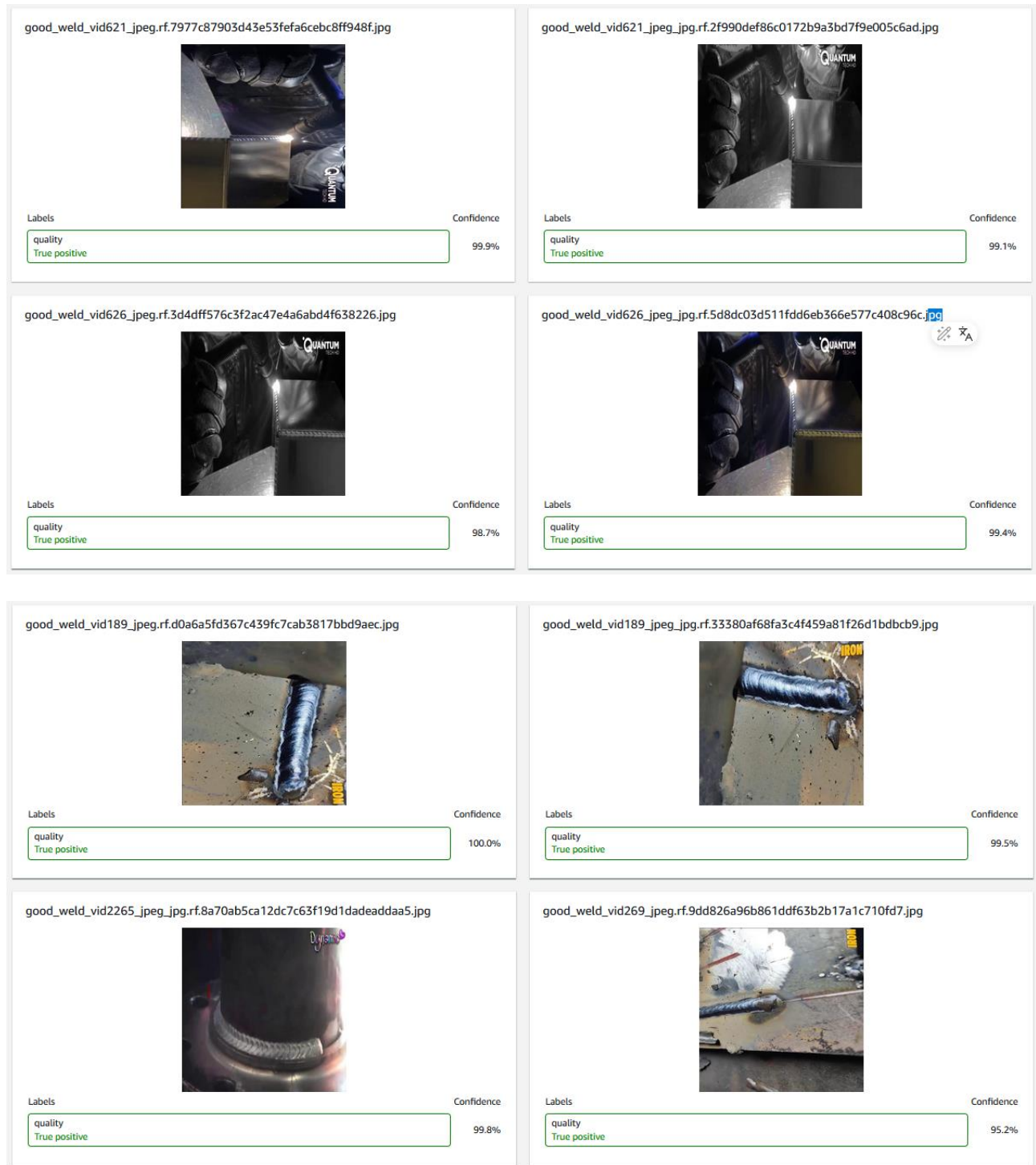


Рисунок 2.8 Виявлення класу Quality на зображеннях зварних швів



Рисунок 2.9 Результат визначення дефекту методом машинного зору (наявність тріщини що розташована в зоні термічного впливу при недостатній кількості схожих варіантів в тренувальному наборі даних може призвести до появи False positive для такого зображення)

Технічні характеристики інференсу моделей AWS визначаються поняттям «одиниця інференсу», що відображає обсяг обчислювальних ресурсів, зарезервованих для оброблення запитів до моделі. Після навчання кожна версія моделі запускається як сервіс, для якого задаються мінімальна та, за потреби, максимальна кількість одиниць інференсу. Від цього залежать пропускна здатність та латентність відповіді при зростанні навантаження. Для задач контролю якості зварних швів у реальному часі, наприклад при інтеграції з роботизованими зварювальними комплексами, необхідно узгодити швидкість руху шва під камерою, частоту кадрів та можливу затримку оброблення, щоб система встигала аналізувати кожну ділянку шва без пропусків. При використанні більш повільного режиму, коли контроль виконується вибірково, наприклад при періодичному скануванні критичних ділянок трубопроводів, достатньо меншої кількості одиниць інференсу, що зменшує експлуатаційні витрати на хмарну інфраструктуру.

Окремої уваги потребує механізм керування порогом довіри у виклику DetectCustomLabels. За замовчуванням сервіс використовує «припущений» поріг,

який обчислюється під час навчання для кожної мітки та балансує точність і повноту. У випадку зварних з'єднань, що працюють у режимі змінного навантаження, коректний вибір порогу довіри повинен спиратися на кореляцію між типом дефекту, його геометричними параметрами та зниженням втомної міцності. Навіть незначні підрізи або поверхневі пори здатні істотно зменшувати ресурс при циклічних навантаженнях, тому вимоги до чутливості системи машинного зору мають бути суворішими для таких дефектів порівняно з, наприклад, невеликими напливами металу.

Важливим етапом інтеграції моделі Rekognition Custom Labels у технологічний процес контролю є узгодження її вихідних класів з нормативними документами та системами оцінювання якості зварювання. Стандарт ISO 5817 встановлює рівні якості зварних швів за групами допусків на різні види недосконалостей, при цьому у низці досліджень проаналізовано зв'язок між групами якості та фактичною втомною міцністю з'єднань. Це створює основу для формування навчальних міток, які не просто відображають факт наявності того чи іншого дефекту, а одразу визначають придатність шва до роботи за певного рівня навантажень. Наприклад, модель може бути навчена розрізняти не лише «наявність/відсутність пористості», а класи «допустима пористість для рівня В» та «недопустима пористість, перехід до рівня С», що дозволяє автоматично співвідносити результати машинного зору з вимогами нормативної документації. Поєднання такої класифікації з даними про ресурс зварних з'єднань, отриманими за результатами випробувань на втомну міцність, дає змогу пов'язати вихід моделі безпосередньо з показниками експлуатаційної стійкості, зокрема з ймовірністю відмови при заданому числі циклів навантаження.

Практика використання методів машинного зору для виявлення дефектів зварювання показує, що точність моделей істотно залежить від якості освітлення, стабільності положення камери, контрасту та відсутності відблисків. У переробних

виробництвах, де значна частина обладнання має складну геометрію, глянцеві або забруднені поверхні, необхідно продумати спеціалізовані системи освітлення, екранування від зовнішнього світла та, за потреби, попередню обробку зображень. Така попередня обробка може включати фільтрацію шуму, нормалізацію яскравості, підсилення контрасту в зоні шва, що у поєднанні з моделлю підвищує ймовірність коректного виявлення дефектів. На практиці доцільним є також комбінування візуального контролю на базі Custom Labels з вибіркоvim застосуванням класичних неруйнівних методів, наприклад ультразвукової дефектоскопії або радіографії.

Отже, аналіз моделі машинного зору, що застосовується в AWS, дозволяє зробити висновок, що ядром сервісу є глибинні згорткові нейронні мережі з використанням підходу перенавчання, які забезпечують вирішення задач класифікації та детекції об'єктів на зображеннях. Технічні характеристики сервісу, зокрема підтримувані формати та розміри зображень, автоматизоване формування навчальних і тестових вибірок, система метрик оцінювання якості та механізм масштабування інференсу, створюють передумови для його ефективного застосування у контролі якості зварних з'єднань деталей обладнання переробних виробництв. Інтеграція моделі з нормативною базою ISO 5817 та результатами досліджень втомної міцності зварних швів дає змогу безпосередньо пов'язати вихідні класифікаційні рішення з показниками експлуатаційної стійкості і, відповідно, використовувати AWS як важливий елемент системи забезпечення надійності та безпечної роботи технологічних ліній.

РОЗДІЛ 3

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

3.1 Охорона праці при використанні промислових роботів

Роботи обладнані низкою вбудованих функцій безпеки та електричними інтерфейсами безпеки для під'єднання інших пристроїв і додаткових захисних пристроїв. Кожна функція та інтерфейс безпеки постійно контролюються згідно з EN ISO13849-1:2008. Кожен промисловий робот має свою робочу зону. Для робота ABB IRB 1410-4/1.45 зовнішній контур обмежується точкою TCP інструмента – зварювального пальника (рис.3.1)

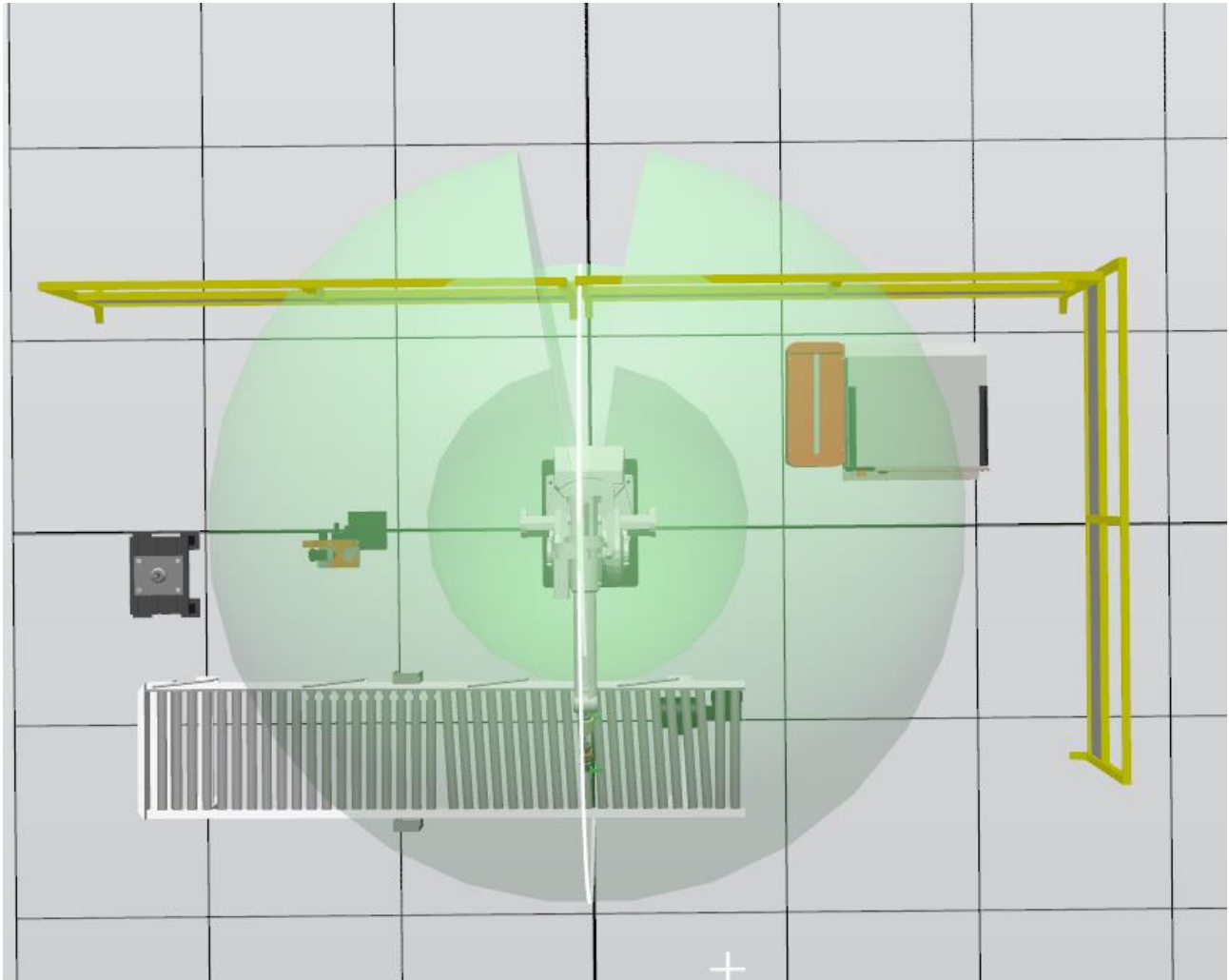


Рисунок 3.1 Робоча зона робота ABB IRB 1410-4/1.45 горизонтальний зовнішній контур обмежується точкою TCP інструмента – зварювального пальника

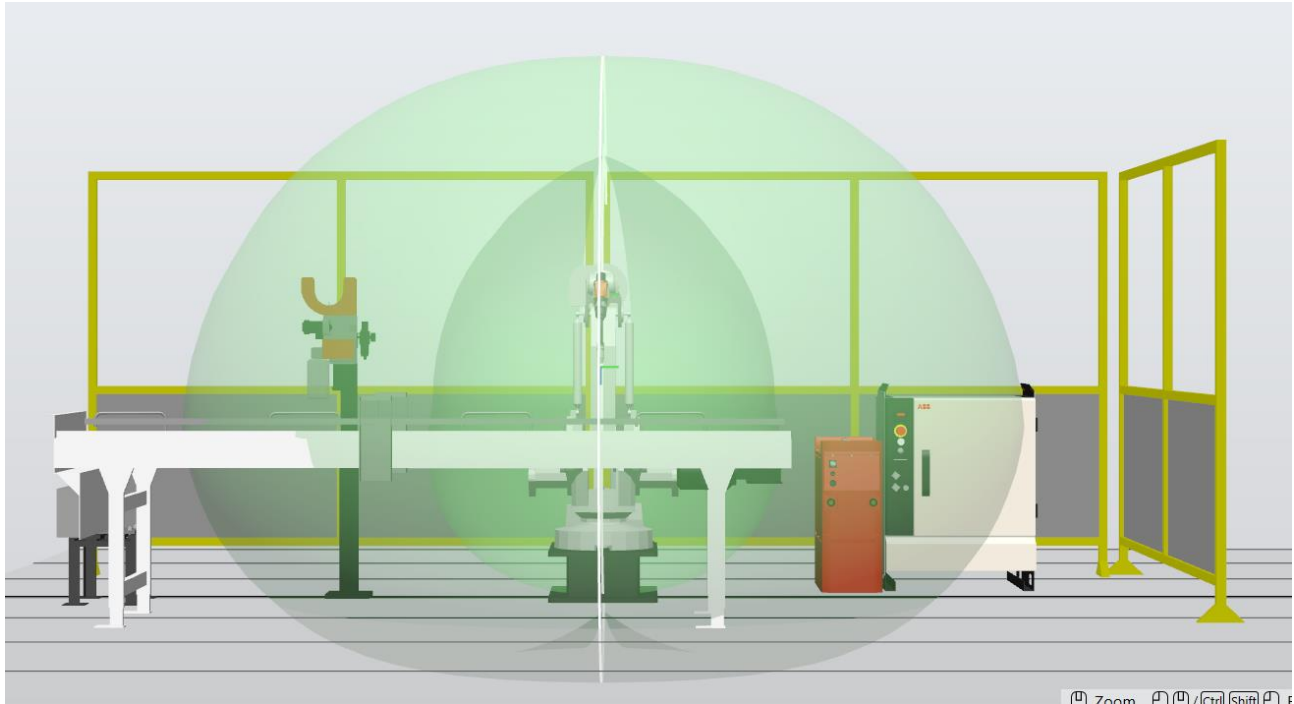


Рисунок 3.2 Робоча зона робота ABB IRB 1410-4/1.45 вертикальний зовнішній контур обмежується точкою TCP інструмента – зварювального пальника

Використання параметрів конфігурації безпеки, що відрізняються від параметрів, визначених оцінкою ризиків, виконаною складальником системи, може призвести до небезпек, що непереборні в достатній мірі, або до ризиків, що недостатньо знижені.

Використання та налаштування функцій та інтерфейсів, пов'язаних з безпекою, повинні виконуватися відповідно до оцінки ризиків, яку збирач системи виконує для певного додатка робота.

У разі виявлення роботом несправності або порушення в системі безпеки, наприклад, унаслідок обриву одного з дротів у ланцюзі аварійної зупинки,

несправності датчика положення або порушення межі пов'язаної з безпекою функції, відбувається зупинка категорії 0. Найгірше значення часу від виявлення помилки до зупинки робота наведено наприкінці цього розділу. Цей час слід узяти до уваги в рамках оцінки ризику, яку виконує складальник системи.

Робот забезпечений низкою функцій безпеки, які можуть використовуватися для обмеження руху його зчленувань і Центральної точки інструменту (ЦТІ). ЦТІ являє собою центральну точку фланця приєднання з додаванням зміщення ЦТІ.

Час зупинки системи безпеки являє собою час від виникнення збою або порушення функції, пов'язаної з безпекою, до моменту, коли робот переходить до повної зупинки і задіюються механічні гальма. Вимірювання виконуються за такої конфігурації робота:

- Висування: 100% (маніпулятор робота повністю висунутий у горизонтальній площині).
- Швидкість: Обмеження швидкості ЦТІ системи безпеки встановлюється на описане обмеження.
- Корисне навантаження: максимальне дозволене корисне навантаження для робота, прикладене до ЦТІ (8 та 16 кг).

Найгірше значення часу для зупинки категорії 0 у разі порушення обмежень безпеки або інтерфейсів наведено в такій таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Швидкість зупинки робота при спрацюванні датчиків захисту

Межа швидкості ЦТІ, м/сек	Максимальний час зупинки, мс
1.0 m/s	450
1.5 m/s	500
2.0 m/s	550
1.5 m/s	600
3.0 m/s	650

У разі наближення маніпулятора робота до межі безпеки розширене програмне забезпечення управління шляхом знизить його швидкість або запустить програму зупинки. Отже, порушення меж відбудеться тільки у виняткових випадках. Але в разі порушення меж система безпеки виконає зупинку категорії 0.

В середньому час визначення загрози датчиками робота складають 100-250 мс, а час реакції та зупинки 1100-1250мс.

3.2 Безпека у надзвичайних умовах

Забезпечення безпеки в надзвичайних ситуаціях під час використання зварювальних роботів є критично важливим для захисту працівників, обладнання та об'єкта. Надзвичайні ситуації можуть включати перебої в електропостачанні, механічні несправності або інші несподівані події. Нижче наведені ключові заходи безпеки та протоколи, які слід впровадити:

1. Перебої в електропостачанні (блекаути)

Встановлення UPS. Використання джерела безперебійного живлення для забезпечення резервного живлення контролера робота та основних систем під час блекауту. Це дозволяє здійснити безпечне вимкнення.

Аварійне відключення живлення (EPO). Необхідно переконатись, що робот має кнопку аварійного відключення живлення, яка негайно відключає живлення робота у разі надзвичайних ситуацій.

Контрольоване вимкнення. Впровадження процедур для контрольованого вимкнення зварювального робота під час перебоїв у електропостачанні. Це мінімізує ризик пошкодження робота та оброблюваної деталі.

Резервне копіювання даних. Регулярне резервне копіювання робочих даних та програм робота для запобігання втраті даних під час перебоїв у електропостачанні.

Процедури відновлення живлення.

Протоколи перезапуску. Встановлення протоколів для безпечного перезапуску робота після відновлення електропостачання, включаючи перевірку систем та калібрування.

-Навчання операторів. Навчання операторів тому, як діяти під час перебоїв у електропостачанні та правильним процедурам при відновленні живлення.

2. Механічні несправності

Профілактичне обслуговування. Планування регулярного обслуговування для інспекції та сервісу механічних компонентів робота з метою запобігання несподіваним несправностям.

Заміна компонентів. Своєчасна заміна зношених або пошкоджених частин.

Розташування кнопок аварійної зупинки. Забезпечення легкого доступу до кнопок аварійної зупинки навколо робочої зони робота. Ці кнопки повинні негайно зупиняти всі рухи робота.

3. Пожежна безпека та небезпечні випари

Вогнегасники. Оснащення території відповідними вогнегасниками та забезпечення їх легкого доступу.

Системи пожежогасіння. Розгляд можливості встановлення автоматичних систем пожежогасіння, особливо в зонах, де виконується зварювання.

Пожежні тренування. Проведення регулярних пожежних тренувань для забезпечення того, щоб всі працівники знали, як безпечно евакуюватися.

Витяжка випарів. Встановлення ефективних систем витяжки випарів та вентиляції для видалення небезпечних випарів та газів, що утворюються під час зварювання.

Моніторинг. Використання сенсорів для моніторингу якості повітря та виявлення небезпечних рівнів випарів.

4. Протоколи безпеки та навчання

Плани безпеки. Розробка та впровадження комплексних планів безпеки, які включають процедури для різних надзвичайних ситуацій.

Знаки безпеки. Розміщення чітких знаків, що вказують на аварійні виходи, кнопки аварійної зупинки та інше обладнання безпеки.

5. Резервні та захисні системи

Резервні системи. Впровадження резервних систем для критичних функцій робота, щоб забезпечити безперебійну роботу під час незначних несправностей.

Контролери безпеки. Використання контролерів безпеки, які можуть керувати надзвичайними ситуаціями та забезпечувати безпечну роботу робота.

Системи міжблокування. Встановлення систем міжблокування на дверях, захисних огорожах та інших захисних бар'єрах для запобігання доступу до робочої зони робота під час його роботи.

Механізми захисту від відмов. Проектування системи з механізмами захисту від відмов, які переходять у безпечний стан у разі несправності.

6. Комунікація та моніторинг

Системи тривоги. Встановлення систем тривоги для сповіщення персоналу про надзвичайні ситуації, такі як перебої в електропостачанні, пожежі або механічні несправності.

Протоколи комунікації. Встановлення чітких протоколів комунікації для повідомлення та реагування на надзвичайні ситуації.

Моніторинг у реальному часі. Використання систем моніторингу в реальному часі для відстеження продуктивності робота та раннього виявлення аномалій.

Віддалений моніторинг. Впровадження можливостей віддаленого моніторингу, щоб дозволити керівникам контролювати операції та швидко реагувати на надзвичайні ситуації.

Забезпечення безпеки в надзвичайних ситуаціях під час використання зварювальних роботів вимагає комплексного підходу, що включає належне

обладнання, регулярне обслуговування, ефективні протоколи безпеки, всебічне навчання операторів та постійний моніторинг. Впровадження цих заходів дозволяє захистити працівників, зберегти обладнання та підтримувати безпечне робоче середовище навіть під час несподіваних подій, таких як перебої в електропостачанні або механічні несправності.

РОЗДІЛ 4

ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ РОБОТІВ

Для використання робота визначали похідні умови.

Швидкість, з якою робот виконує перевірку, у одиницях за хвилину (мм/хв) приймаємо рівною $S = 100$ мм/хв).

Середня довжина траєкторії перевірки $L = 100$ мм.

Кількість окремих зон перевірок $N = 6$ траєкторій.

Час, необхідний для налаштування робота для контролю приймаємо $T_{\text{нал}} = 7$ хв, хоча він буде суттєво залежати від особливостей рамної конструкції, зварювального матеріалу, режимів обробки.

Час, необхідний для позиціонування робота для зварювання окремої траєкторії приймаємо равним $T_{\text{поз}} = 10$ с.

Час, необхідний для остаточних налаштувань після перевірки $T_{\text{ост.нал.}} = 2$ хв.

Розрахуємо час перевірки для кожної траєкторії ($T_{\text{звар.}}$):

$$T_{\text{ндт}} = \frac{L}{S}, \quad (4.1)$$

де

L - довжина зони перевірки, мм.

S - швидкість перевірки, мм/хв.

Для корпусної деталі:

$$T_{\text{ндт}} = \frac{L}{S} = \frac{100}{200} = 0,5 \text{ хв.}, \quad (4.2)$$

Розрахуємо загальний час перевірки ($T_{\text{заг.ндт.}}$):

$$T_{\text{заг.ндт.}} = T_{\text{звар}} \times N, \quad (4.3)$$

де N – кількість зон перевірки, шт.

$$T_{\text{заг.зон.}} = \frac{0,5\text{хв}}{\text{траєкторій}} \times 10 = 5\text{хв.}, \quad (4.4)$$

Розрахуємо загальний час позиціювання ($T_{\text{поз.}}$):

$$T_{\text{поз.}} = T_p \times N, \quad (4.5)$$

де T_p - час позиціонування на траєкторію у хвиликах.

Конвертуємо час позиціонування у хвилини:

$$T_p = \frac{10 \text{ сек}}{60} = 0,1667\text{хв.}, \quad (4.5)$$

Для нашого прикладу:

$$T_{\text{заг.поз.}} = 0,1667 \text{ хв.} \times 10 = 1,667\text{хв.}, \quad (4.6)$$

Виконаємо розрахунок загального часу (T_{total}):

$$T_{\text{заг}} = T_{\text{нал}} + T_{\text{заг.ндт.}} + T_{\text{заг.поз.}} + T_{\text{ост.нал.}}, \quad (4.7)$$

$$T_{\text{заг}} = 5\text{хв.} + 5\text{хв.} + 1,667\text{хв.} + 2\text{хв.} = 13,667\text{хв.}, \quad (4.8)$$

Таким чином загальний час, необхідний для перевірки корпусу, включаючи налаштування, процес перевірки позиціонування та остаточні налаштування, становить приблизно 14 хвилин. Цей розрахунок допомагає стандартизувати час перевірки для планування та розкладу у виробничих умовах.

Як показує практичний досвід використання роботів такий час приблизно в 5 разів менший, ніж при використанні для контролю людини.

Впровадження робота у виробництво може значно вплинути на різні аспекти виробництва, включаючи продуктивність, вартість, якість та ефективність. Для кількісної оцінки цих ефектів використаємо формули та метрики.

Підвищення продуктивності. Продуктивність можна виміряти у вигляді випуску продукції за одиницю часу. Впровадження робота дозволяє розрахувати підвищення продуктивності за наступною формулою:

$$P_{\text{прод.}} = \left(\frac{P_{\text{роб}} - P_{\text{ручн}}}{P_{\text{ручн}}} \right) \times 100, \quad (4.9)$$

де $P_{\text{роб}}$ – випуск продукції (корпусів) з використанням контролю роботом (одиниць/день); $P_{\text{ручн}}$ - випуск продукції (корпусів) при ручному використанні НДТ без використання робота (одиниць/день).

Економія витрат. Економію витрат можна розрахувати, порівнюючи загальні витрати до і після впровадження робота.

$$E_{\text{витр.}} = (E_{\text{труд.витр.}} + E_{\text{зменш.деф.}} + E_{\text{мат.}}) - V_{\text{варт.робота}}, \quad (4.10)$$

де $E_{\text{труд.витр.}}$ - економія на трудових витратах (зменшення витрат на робочу силу завдяки автоматизації); $E_{\text{зменш.деф.}}$ - економія від зменшення дефектів (економія завдяки зменшенню дефектів і повторної обробки); $E_{\text{мат.}}$ — економія матеріалів (економія завдяки більш ефективному використанню матеріалів); $V_{\text{варт.робота}}$ - вартість робота (початкові інвестиції та витрати на обслуговування робота).

Рентабельність інвестицій (ROI). ROI є ключовим показником для оцінки фінансової вигоди від впровадження зварювального робота.

$$ROI = \left(\frac{E_{\text{чист.економ.}}}{I_{\text{заг.інвест.}}} \right) \times 100, \quad (4.11)$$

де $E_{\text{чист.економ.}}$ — чиста економія (загальна економія від підвищення продуктивності та зниження витрат); $I_{\text{заг.інвест.}}$ — загальні інвестиції (початкова вартість робота та будь-які додаткові витрати на впровадження).

Зменшення циклу часу. Цикл часу — це загальний час, необхідний для завершення одного циклу неруйнівного контролю. Впровадження робота може значно зменшити цикл часу.

$$T_{\text{цикл}} = \left(\frac{T_{\text{цикл.ручн}} - T_{\text{цикл.роб}}}{T_{\text{цикл.ручн}}} \right) \times 100, \quad (4.12)$$

де $T_{\text{цикл.ручн}}$ — тривалість циклу часу без впровадження робота; $T_{\text{цикл.роб}}$ — тривалість циклу часу з впровадженням промислового робота для неруйнівного контролю;

Поліпшення якості. Поліпшення якості можна виміряти шляхом зниження рівня дефектів.

$$Q = \left(\frac{Q_{\text{рів.деф.ручн}} - Q_{\text{рів.деф.робот}}}{Q_{\text{рів.деф.ручн}}} \right) \times 100, \quad (4.13)$$

де $Q_{\text{рів.деф.ручн}}$ – рівень дефектів без робота, %; $Q_{\text{рів.деф.робот}}$ – рівень дефектів з роботом, %

Загальна ефективність обладнання (OEE). OEE – це міра того, наскільки ефективно використовується виробнича операція. Вона враховує доступність, продуктивність та якість.

$$OEE = (D_{\text{доступність}} + Pr_{\text{продуктивність}} + Q_{\text{якість}}), \quad (4.14)$$

де $D_{\text{доступність}}$ – доступність (частка запланованого часу, протягом якого обладнання доступне для роботи); $Pr_{\text{продуктивність}}$ - продуктивність (наскільки добре обладнання працює у порівнянні з його максимальною потужністю); $Q_{\text{якість}}$ - якість (частка якісних одиниць продукції у порівнянні з загальною кількістю виробленої продукції).

Розрахуємо ефективність впровадження промислового робота.

Випуск без робота: 100 одиниць/день

Випуск з роботом: 150 одиниць/день

Економія на трудових витратах: 50000/місяць

Економія від зменшення дефектів: 20000/місяць

Економія матеріалів: 10000/місяць

Вартість робота бувшого у використанні: 400,000 (початкові інвестиції)
+40000/рік (обслуговування)

Цикл часу без робота: 10 хвилин/одиниця

Цикл часу з роботом: 5 хвилин/одиниця

Рівень дефектів без робота: 5%

Рівень дефектів з роботом: 2%

Для розрахунку ОЕЕ

Доступність: 90%

Продуктивність: 85%

Якість: 98%

Підвищення продуктивності:

$$P_{\text{прод.}} = \left(\frac{150-100}{100} \right) \times 100 = 50\% \quad (4.15)$$

Економія витрат:

$$E_{\text{витр.}} = (50000 + 20000 + 10000) - \left(\frac{400000}{12} + \frac{40000}{12} \right) = 80000 - 18340 = 43334$$

грн на місяць.

Рентабельність інвестицій (ROI).

$$ROI = \left(\frac{(50000+20000+10000) \times 12 - 200000 - 20000}{100000 + 10000} \right) \times 100 = 236\% \quad (4.16)$$

Зменшення циклу часу.

$$T_{\text{цикл}} = \left(\frac{10-5}{10} \right) \times 100 = 50\%, \quad (4.17)$$

Поліпшення якості.

$$Q = \left(\frac{5-2}{5} \right) \times 100 = 60\%, \quad (4.18)$$

Загальна ефективність обладнання (ОЕЕ).

$$ОЕЕ = (0,90 \times 0,85 \times 0,98) = 74,9\% \quad (4.19)$$

Таким чином виконано розрахунок економічної ефективності використання промислового робота.

ВИСНОВКИ

1. Технології машинного зору доцільно розглядати як наскрізний інструмент усього життєвого циклу зварних конструкцій, оскільки вони зв'язують реальну геометрію, структуру й дефектність шва з розрахунковими показниками втомної міцності та довговічності. Такий зв'язок дає змогу обґрунтовано приймати конструкторські й технологічні рішення, ранжувати ризики руйнування, планувати ремонт і модернізацію та системно підвищувати експлуатаційну стійкість машинобудівних систем з урахуванням реальних умов роботи.

2. Моделі deep learning для машинного зору забезпечують принциповий приріст точності, стабільності та швидкодії контролю зварних з'єднань, особливо у складних виробничих умовах переробних підприємств з високими вимогами до безпеки. Їхня здатність автоматично виділяти ознаки дефектів і інтегрувати результати у цифрові моделі ресурсу підвищує керованість довговічності конструкцій, за умови наявності якісних датасетів, коректного налаштування обчислювальної платформи та участі експертів неруйнівного контролю.

3. Виявлення та кількісна оцінка підрізів, напливів, геометричних відхилень, пористості й поверхневих тріщин засобами машинного зору є центральною умовою керованої експлуатації переробного обладнання. Саме ці дефекти визначають чутливість вузлів до втомних, корозійних і герметичних відмов, тому їхня автоматизована діагностика з урахуванням нормативних критеріїв якості формує підґрунтя інтелектуальних систем керування якістю зварних з'єднань, залишковим ресурсом та плановим технічним обслуговуванням конструкцій.

4. Причини появи зварювальних дефектів є багатфакторними, оскільки поєднують вплив режимів тепловкладення, підготовки кромки, властивостей матеріалів, стабільності переносу металу та точності роботизованих систем у реальних умовах виробництва. Кожен чинник формує специфічні аномалії шва, що

погіршують втомну міцність, герметичність і корозійну стійкість; розуміння цих причинно наслідкових зв'язків є ключем до проєктування ефективних систем машинного зору й активного керування зварювальними процесами.

5. Дефекти MIG/MAG зварювання поєднують геометричну концентрацію напружень, зародкові осередки руйнування та активні зони корозії, тому прямо визначають довговічність і безпечність конструкцій переробного обладнання. Їхній вплив проявляється у зниженні втомної міцності, скороченні ресурсу до утворення тріщин і втрати герметичності; сучасні системи машинного зору з глибинним навчанням дозволяють кількісно оцінювати цю дефектність і безпосередньо пов'язувати її з моделями залишкового ресурсу.

6. Аналіз моделі машинного зору AWS показує, що глибинні згорткові мережі з перенавчанням утворюють масштабований сервіс класифікації та детекції, придатний для контролю зварних з'єднань у переробних виробництвах. Підтримка широкого діапазону форматів, автоматизованих вибірок, системи метрик і гнучкого інференсу, у поєднанні з ISO 5817 та даними з втомної міцності, дозволяє безпосередньо пов'язувати вихідні рішення моделі з експлуатаційною надійністю технологічних ліній.

7. Розрахунок ефективності впровадження промислового робота для неруйнівного контролю показує істотне скорочення циклу перевірки виробу, зростання якості й підвищення продуктивності при значній щомісячній економії фінансових і трудових ресурсів підприємства та скороченні простоїв. Досягнута завантаженість обладнання на рівні близько 75 відсотків свідчить про перспективи додаткової оптимізації, а високий показник рентабельності інвестицій переконливо підтверджує доцільність автоматизації контролю зварних з'єднань у машинобудуванні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Zhang J., Li P., Zhang M., Xing Y. A review of algorithms for surface defect detection in welds based on machine learning. *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 299. Art. 130188. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.130188. ([ResearchGate](#))
2. Wang X., Zscherpel U., Tripicchio P., Davella S., Zhang B., Wu J., Liang Z., Zhou S., Yu X. A comprehensive review of welding defect recognition from X-ray images. *Journal of Manufacturing Processes*. 2025. Vol. 140. P. 161–180. DOI: 10.1016/j.jmapro.2025.02.039. ([CoLab](#))
3. Chu H. H., Wang Z. Y. A vision-based system for post-welding quality measurement and defect detection. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2016. Vol. 86, No. 9–12. P. 3007–3014. DOI: 10.1007/s00170-015-8334-1. ([SpringerLink](#))
4. Selvi S. P., Vishvakshenan A., Rajasekar E. Cold metal transfer (CMT) technology, an overview. *Defence Technology*. 2018. Vol. 14, No. 1. P. 28–44. DOI: 10.1016/j.dt.2017.08.002. ([SpringerLink](#))
5. Bellamkonda P. N., Prasad T. S. R., Kumar A. S. Cold metal transfer technology, a review of recent research developments. *Results in Engineering*. 2024. Vol. 23. Art. 102423. DOI: 10.1016/j.rineng.2024.102423. ([OUCI](#))
6. Song Y., Luo X., Hou Y., Zhang J., Cui L., Wang G. Prediction of medium-thick plates weld penetration states in cold metal transfer plus pulse welding based on deep learning model. *Metals*. 2025. Vol. 15, No. 6. Art. 637. DOI: 10.3390/met15060637. ([MDPI](#))
7. Wang J., Zhang Z., Bai Z., Zhang S., Qin R., Huang J., Wen G. On-line defect recognition of MIG lap welding for stainless steel sheet based on weld image and CMT voltage, feature fusion and attention weights visualization. *Journal of*

- Manufacturing Processes. 2023. Vol. 108. P. 430–444. DOI: 10.1016/j.jmapro.2023.10.081. ([Xi'an Jiaotong University](#))
8. Hobbacher A., Kassner M. On relation between fatigue properties of welded joints, quality criteria and groups in ISO 5817. Welding in the World. 2012. Vol. 56, No. 11–12. P. 153–169. DOI: 10.1007/BF03321405. ([SpringerLink](#))
 9. Лобанов Л. М., Пащин М. О., Тимошенко О. М., Гончаров П. В., Міходуй О. Л., Шиян К. В. Increase in the life of welded joints of AMg6 aluminum alloy. The Paton Welding Journal. 2020. No. 4. P. 2–8. DOI: 10.37434/tpwj2020.04.01. ([Журнал Наукових Публікацій](#))
 10. Сусліков Л. М., Студеняк І. П. Неруйнівні методи контролю : навчальний посібник. Ужгород : Видавництво УжНУ, 2016. 192 с. ([DSpace](#))
 11. Ameri R., Hsu C. C., Band S. S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications. Engineering Applications of Artificial Intelligence. 2024. Vol. 130. Art. 107717. DOI 10.1016/j.engappai.2023.107717.
 12. Zhang J., Li P., Zhang M., Xing Y. A review of algorithms for surface defect detection in welds based on machine learning. Expert Systems with Applications. 2025. Vol. 299. Art. 130188. DOI 10.1016/j.eswa.2025.130188.
 13. Wang X., Zhang L., Liu Y., Chen Y. A comprehensive review of welding defect recognition from X ray images. Journal of Manufacturing Processes. 2025. Vol. 140. P. 161–180. DOI 10.1016/j.jmapro.2024.11.012.
 14. Sun H., Yang W., Li Z., Zhang H. Online detection and evaluation of weld surface defects based on spectral residual and VGG16 UNet fusion model. Journal of Manufacturing Processes. 2024. Vol. 121. Art. 103768. DOI 10.1016/j.jmapro.2024.103768.

15. Zhang W., Zhang T., Hu L., Zhao Q. Deep learning based automated detection of welding defects in pressure pipeline radiograph. *Coatings*. 2025. Vol. 15, No. 7. Art. 808. DOI 10.3390/coatings15070808.
16. Knaak C., Boley M., Ou Y., Clijsters S. A spatio temporal ensemble deep learning architecture for in situ fault detection during laser welding. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 12. Art. 4205. DOI 10.3390/s21124205.
17. Seo B. W., Han S. B., Heo J. Y., Kim S., Cho Y. T. A study on the development of deep learning algorithm for determining external quality of welded parts using transfer learning. *Journal of Welding and Joining*. 2023. Vol. 41, No. 2. P. 132–139. DOI 10.5781/jwj.2023.41.2.7.
18. Lobanov L. M., Pashchyn M. O., Tymoshenko O. M., Goncharov P. V., Mikhodui O. L., Shiyani K. V. Increase in the life of welded joints of AMg6 aluminum alloy. *The Paton Welding Journal*. 2020. No. 4. P. 2–8. DOI 10.37434/tpwj2020.04.01.
19. Сусліков Л. М., Студеняк І. П. Неруйнівні методи контролю : навч. посіб. Ужгород : Видавництво УжНУ, 2016. 192 с.
20. Zhang J., Li P., Zhang M., Xing Y. A review of algorithms for surface defect detection in welds based on machine learning. *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 299. Art. 130188. DOI 10.1016/j.eswa.2025.130188.
21. Wang X., Zscherpel U., Tripicchio P., Davella S., Zhang B., Wu J., Liang Z., Zhou S., Yu X. A comprehensive review of welding defect recognition from X ray images. *Journal of Manufacturing Processes*. 2025. Vol. 140. P. 161–180. DOI 10.1016/j.jmapro.2024.11.012.
22. Ameri R., Hsu C. C., Band S. S. A systematic review of deep learning approaches for surface defect detection in industrial applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 130. Art. 107717. DOI 10.1016/j.engappai.2023.107717.

23. Zvaryuvannia. Ziednannia plavlennia v stalevykh, nikelovykh, tytanovykh ta yikh splavakh. Rivni yakosti nedoskonalosti : mizhnarodnyi standart ISO 5817:2014. Kyiv : DP «UkrNDNC», 2016. 32 s.
24. Welding defects guide. Lack of fusion, lack of penetration, porosity, undercut and other common weld imperfections. ESAB Knowledge Center. Gothenburg : ESAB AB, 2025. 18 p.
25. Hobbacher A., Kassner M. On relation between fatigue properties of welded joints, quality criteria and groups in ISO 5817. *Welding in the World*. 2012. Vol. 56, No. 11–12. P. 153–169. DOI 10.1007/BF03321405.
26. Li Z., Chen Q., Zhang Y., Liu H. Liquid reservoir weld defect detection based on convolutional neural networks and multi scale feature fusion. *Sensors*. 2025. Vol. 25, No. 3. Art. 1127. DOI 10.3390/s25031127.
27. Lobanov L. M., Pashchyn M. O., Tymoshenko O. M., Goncharov P. V., Mikhodui O. L., Shiyani K. V. Increase in the life of welded joints of AMg6 aluminum alloy. *The Paton Welding Journal*. 2020. No. 4. P. 2–8. DOI 10.37434/tpwj2020.04.01.
28. Сусліков Л. М., Студеняк І. П. Неруйнівні методи контролю : навч. посіб. Ужгород : Видавництво УЖНУ, 2016. 192 с.
29. Gavrilov A. I., Drozdov D. N., Pivovarov P. A. Classification of weld defects based on convolution neural network. *IOP Conference Series, Materials Science and Engineering*. 2021. Vol. 969. Art. 012039. DOI 10.1088/1757-899X/969/1/012039.
30. Weman K. *Welding processes handbook*. 2nd ed. Amsterdam : Elsevier, 2011. 312 p. DOI: 10.1533/9780857095183.
31. ISO 5817:2014. *Welding – Fusion welded joints in steel, nickel, titanium and their alloys (beam welding excluded). Quality levels for imperfections*. Geneva : International Organization for Standardization, 2014. 33 p.
32. Islam S. N. *Welding defects & their prevention*. Dhaka : Bangladesh Maritime University, 2024. 60 p.

- 33.Hobbacher A., Kassner M. On relation between fatigue properties of welded joints, quality criteria and groups in ISO 5817. *Welding in the World*. 2012. Vol. 56. P. 153–169. DOI: 10.1007/BF03321405.
- 34.Lobanov L. M., Pashchyn R. O., Tymoshenko V., Kryzhanivskyi V. Increase in the life of welded joints of AMg6 aluminum alloy. *The Paton Welding Journal*. 2020. No. 4. P. 2–9. DOI: 10.37434/tpwj2020.04.01.
- 35.Block S. B., da Silva R. D., Lazzaretti A. E., Minetto R. LoHi-WELD: A Novel Industrial Dataset for Weld Defect Detection and Classification, a Deep Learning Study, and Future Perspectives. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 77442–77453. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3407019.
- 36.Zhang W., Liu W., Yu X. et al. Deep Learning-Based Automated Detection of Welding Defects in Pressure Pipeline Radiograph. *Coatings*. 2025. Vol. 15, No. 7. 808. DOI: 10.3390/coatings15070808.
- 37.Liu M., Chen Y., He L. et al. LF-YOLO: A Lighter and Faster YOLO for Weld Defect Detection of X-ray Image. *ArXiv preprint arXiv:2110.15045*. 2021. 16 p. DOI: 10.48550/ARXIV.2110.15045.
- 38.Elhendawy G. A., El-Taybany Y. Machine Vision-Assisted Welding Defect Detection System with Convolutional Neural Networks. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*. 2025. 18 p. DOI: 10.1007/s12541-025-01281-y.
- 39.Weman K. *Welding processes handbook*. 2nd ed. Amsterdam Oxford : Woodhead Publishing, 2011. 312 p. DOI 10.1533/9780857095183.
- 40.ISO 5817:2014. *Welding. Fusion welded joints in steel, nickel, titanium and their alloys (beam welding excluded). Quality levels for imperfections*. Geneva : International Organization for Standardization, 2014. 33 p.

41. Hobbacher A., Kassner M. On relation between fatigue properties of welded joints, quality criteria and groups in ISO 5817. *Welding in the World*. 2012. Vol. 56, No. 11–12. P. 153–169. DOI 10.1007/BF03321405.
42. Fricke W. Recent developments and future challenges in fatigue strength assessment of welded joints. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part C Journal of Mechanical Engineering Science*. 2014. Vol. 229, No. 7. P. 1224–1239. DOI 10.1177/0954406214550015.
43. Lobanov L. M., Pashchyn M. O., Tymoshenko O. M., Goncharov P. V., Mikhodui O. L., Shiyani K. V. Increase in the life of welded joints of AMg6 aluminum alloy. *The Paton Welding Journal*. 2020. No. 4. P. 2–8. DOI 10.37434/tpwj2020.04.01.
44. Zhang J., Li P., Zhang M., Xing Y., Shen K. A review of algorithms for surface defect detection in welds based on machine learning. *Expert Systems with Applications*. 2025. Vol. 299. Art. 130188. DOI 10.1016/j.eswa.2025.130188.
45. Block S. B., Da Silva R. D., Lazzaretti A. E., Minetto R. LoHi WELD. A novel industrial dataset for weld defect detection and classification, a deep learning study, and future perspectives. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 77442–77453. DOI 10.1109/ACCESS.2024.3407019.
46. Wang X., Zscherpel U., Tripicchio P., Davella S., Zhang B., Wu J., Liang Z., Zhou S., Yu X. A comprehensive review of welding defect recognition from X ray images. *Journal of Manufacturing Processes*. 2025. Vol. 140. P. 161–180. DOI 10.1016/j.jmapro.2025.02.039.
47. Сусліков Л. М., Студеняк І. П. *Неруйнівні методи контролю : навч. посіб.* Ужгород : Видавництво УЖНУ, 2016. 192 с.
48. Ren T. WeldiNet: An improved design of a Ridgelet neural network for welding defect detection based on an enhanced pufferfish optimization algorithm. *Journal of King Saud University Science*. 2025. Vol. 37. Art. 5502024. DOI 10.25259/JKSUS_550_2024.