

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

(повне найменування вищого навчального закладу)
Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії

(назва факультету)
Кафедра автоматизації технологічних процесів та виробництва
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр
(освітній рівень)

*Автоматизований контроль металопрокату з використанням глибоких
нейронних мереж
(комплексна тема)*

Виконавли: студенти 4 курсу, групи КА-41

Спеціальність 151

*“Автоматизація та комп’ютерно-інтегровані
технології”*

(шифр і назва спеціальності)

Андрушків Віктор
Володимирович

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Футрик Василь
Михайлович

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Керівник

доц. Коноваленко І.В.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

Козбур І.Р.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

Рецензент

асист. каф. КТ
Станько А.А.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

А н о т а ц і я

Андрушків Віктор Володимирович, Футрик Василь Михайлович
«Автоматизований контроль металопрокату з використанням глибоких нейронних мереж» (комплексна тема).

В кваліфікаційній роботі використані такі терміни: нейронна мережа, дефект, аналіз дефектності, сегментація.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого дефектування поверхні смуг металопрокату.

Мета роботи – є розробка та тестування автоматизованого методу виявлення поверхневих дефектів у промисловому контролі якості металопрокату.

Для вирішення проблеми виявлення поверхневих дефектів при інспекції дефектів металопрокату використано методи глибокого навчання. Кваліфікаційні робота підкреслює важливі переваги візуальних методів навчання та свідчить про відсутність потреби у дуже детальних анотаціях. Запропонований метод технічного діагностування метод було оцінено на кількох промислових наборах даних промислових дефектів.

Обговорено труднощі виявлення поверхневих дефектів металопрокату та описано типи поверхневих дефектів. Подано систематизовану класифікацію алгоритмів виявлення дефектів поверхні металопрокату та стислий опис характеристик металургійного обладнання.

Запропонований метод є перспективним для розвитку методів оптико-цифрового діагностування зберігаючи точність і стабільність результатів. Подальші дослідження будуть зосереджені на алгоритмах що розвиваються у двох напрямках: зміна складності алгоритму та підвищення ефективності виявлення помилок.

Andrushkiv Viktor Volodymyrovych, Futryk Vasyl Mykhailovych "Automated control of metal rolling using deep neural networks" (complex project).

The following terms are used in the qualification work: neural network, defect, defect analysis, segmentation.

The object of research is the process of automated defecting of the surface of rolled metal strips.

The goal of the work is the development and testing of an automated method of detecting surface defects in the industrial quality control of rolled metal. Deep learning methods were used to solve the problem of detecting surface defects during the inspection of rolled metal defects. The qualifying work emphasizes the important advantages of visual learning methods and demonstrates the absence of a need for very detailed annotations. The proposed technical diagnosis method was evaluated on several industrial datasets of industrial defects.

The difficulties of detecting surface defects of rolled metal are discussed and the types of surface defects are described. A systematized classification of algorithms for detecting defects on the surface of rolled metal and a brief description of the characteristics of metallurgical equipment are provided.

The proposed method is promising for the development of optical-digital diagnostic methods while maintaining the accuracy and stability of the results. Further research will focus on algorithms developing in two directions: changing the complexity of the algorithm and increasing the efficiency of error detection.

ЗМІСТ

Вступ	11
1. Аналітична частина	
1.1. Сегментація з допомогою нейронних мереж	12
1.2. Нейронні мережі для розпізнавання дефектів	18
1.3. Показники оцінки моделі	20
2. Проектна частина	
2.1. Неруйнівний кнтроль в металургії	22
2.2. Сегментація дефектів металопрокату	31
2.3. Вплив освітленості на сегментацію дефектів	43
3. Спеціальна частина	50
4. Безпека життєдіяльності, основи охорони праці	
4.1. Особливості охорони праці під час роботи з обчислювальною	65
4.2. Санітарно-гігієнічні вимоги у лабораторному приміщенні	69
Висновки	73
Перелік посилань	75

ВСТУП

Контроль якості сталюого прокату залишається складною технічною та технологічною проблемою. Гарантована відсутність дефектів на поверхні прокату забезпечує високу якість продукції та ефективність подальших етапів обробки металопродукції. Отже виявлення дефектів на поверхні металопрокату є важливим етапом управління якістю металургійного виробництва. На даний час, виявлення дефектів виконують за допомогою оптико-цифрових систем, які забезпечують одержання та комп'ютерні обробку зображень поверхні смуги. Відомо значну кількість алгоритмів виявлення дефектів, які постійно вдосконалюються. Значну увагу приділяють оцінюванню впливу освітленості, вібрацій на якість розпізнавання дефектів. Завдяки значній кількості праць даного напрямку вдалось сформувати систему моделей методів та технічних засобів контролю поверхні гаряче та холоднокатаного прокату. Розроблено та фізично обґрунтовано загальні принципи та підходи до вирішення дефектоскопічних та дефектометричних завдань, проведено опис ознак частини металургійних дефектів. Разом з тим, індивідуальні особливості технологічного процесу можуть впливати на причини виникнення дефектів зумовлюючи їх певні морфологічні особливості, які потребують додаткового опису та узагальнення [4]. Це зумовлює актуальність проведення досліджень з вдосконалення методів розпізнавання поверхневих дефектів листового прокату зокрема й урахуванням впливу технологічних факторів.

1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1. Сегментація з допомогою нейронних мереж

Сегментація – це процес розділення цифрового зображення на певну кількість сегментів. Метою сегментації є спрощення, або заміна представлення зображення для подальшого його полегшеного аналізу. Її використовують для виділення об'єктів та меж на зображенні.

Метою сегментації є спрощення або перетворення представлення зображення на більш значуще та легше для аналізу. Сегментацію зображення часто використовують для визначення положення об'єктів і меж (ліній, кривих тощо) на зображенні. Алгоритми сегментації стикаються з багатьма проблемами: локалізацію структури зображення, зокрема плоских областей і меж, виконують по-різному. Немає точних критеріїв оцінювання алгоритмів сегментації, рис. 1.1.

Метод сегментації є ефективним, якщо він має такі характеристики: безперервність контурів, достатню кількість сегментів, відсутність порогу, стійкість до шуму, низьку часову складність, точність результатів аналізу зображення вищого рівня

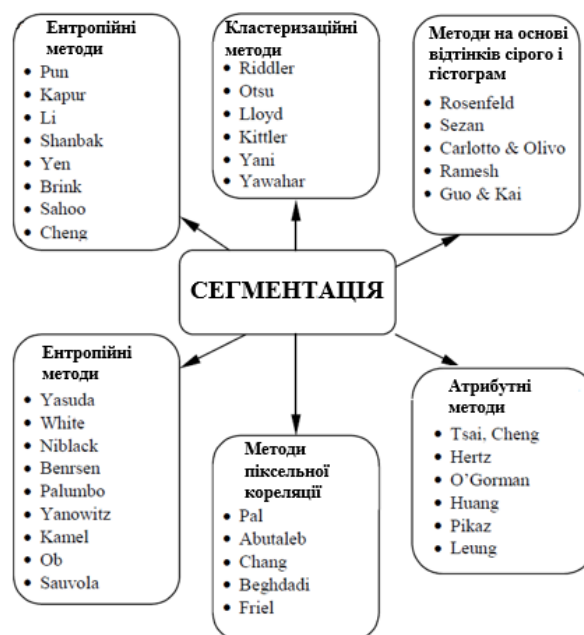
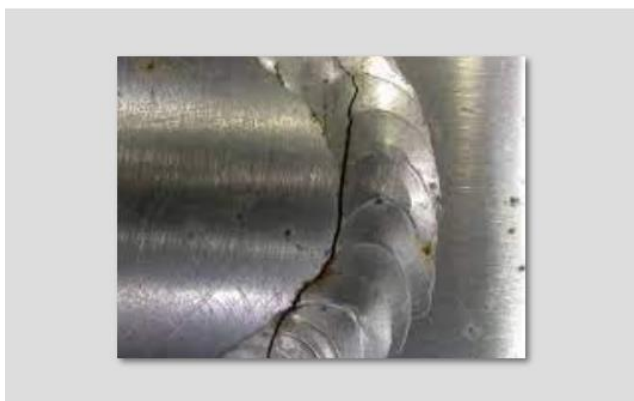


Рис. 1.1. Класифікація методів сегментації

Нарешті, для коректного представлення кожен виявлений сегмент повинен бути однорідним і мати однакову структуру, а сусідні сегменти мусять мати чіткі відмінності (колір, інтенсивність, текстура тощо). Наявність вищезазначених характеристик визначає універсальність методу сегментації, тому він може бути використаний у різних додатках [12]. Нижче наведено чотири основні категорії сегментації.

Порогова сегментація

Сегментація на основі порогів базується на змінах значень градацій сірого зображення, щоб розділити його на підобласті. Його також можна використовувати для відділення об'єктів переднього плану від фону на основі вибраного порогу. Вся необхідна інформація про розташування і форму об'єкта інтересу повинна міститися в бінарному зображенні. Перевага отримання бінарних зображень полягає в тому, що це зменшує складність даних і спрощує процес ідентифікації. Виразні вершини та долини на зображенні важко побачити. Однак обмеження полягає в тому, що просторові деталі не враховуються, тому сегментовані області можуть бути чутливими до шуму. Обчислювальні зусилля зростають із збільшенням розміру зображення. На рис. 1.2 показано приклад сегментації на основі порогового значення.



а



б

Рис. 1.2. Фотозображення тріщини у зварному шві – а та сегментована тріщина б на основі вибраного порогу

Сегментація на основі країв

Сегментація на основі країв визначає межі об'єктів шляхом визначення країв зображення на основі градієнта зображення. У цьому методі об'єкти ідентифікуються за допомогою країв як критерію. Для виявлення об'єктів зазвичай використовуються оператори градієнта першого порядку, оператори другого порядку першого порядку, оператори похідної другого порядку та оптимальні детектори країв.

Оператори градієнта з першими похідними реагують, коли виникають розриви рівнів інтенсивності; наприклад, оператори Превітта, Робертса та Собеля виявляють ребра, знаходячи величину першої похідної. Оператор другої похідної особливо чутливий до шуму зображення. Однак це дуже корисно для отримання деякої допоміжної інформації, такої як лапласіан, який виявляє ребра, знаходячи нульові перетини. Найкращі детектори країв створюють безперервні шумостійкі краї товщиною в один піксель. Він також може виявляти сильні та слабкі краї.

Сегментація на основі країв не працює добре через кілька факторів. Перший фактор пов'язаний з неможливістю визначити межі об'єкта. Причина цього полягає в тому, що відсутні та невідповідні краї враховуються під час відокремлення області інтересу від фону. Другий фактор - чутливість до шуму. Правильної сегментації часто неможливо досягти на зображеннях із шумом. Третій фактор – це чутливість до межі між важливими регіонами. Ці труднощі виникають із зображеннями з високою просторовою роздільною здатністю та складною геометрією. Тому межі між областями важко виявити, що призводить до надмірної або недостатньої сегментації. Приклад сегментації на основі країв показано на рис. 1.3.

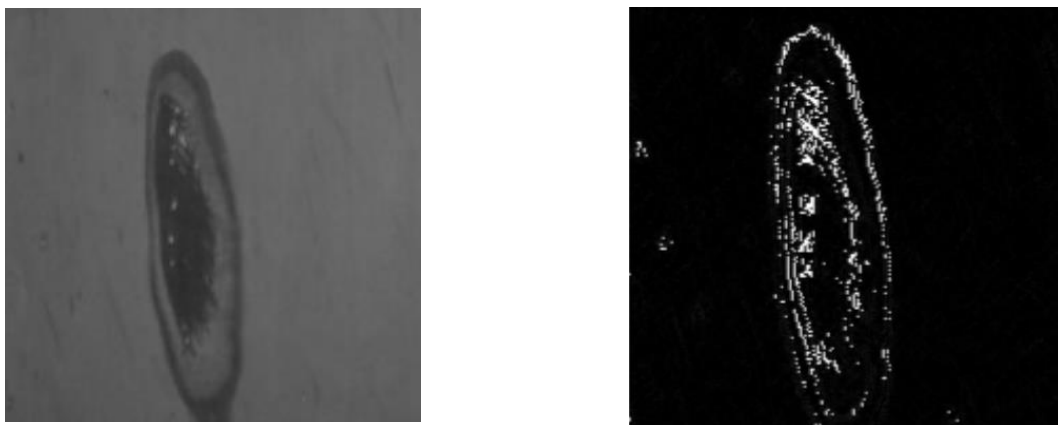


Рис. 1.3. Сегментація дефекту, на поверхні металпрокату на основі аналізу країв

Поділені за регіонами

Сегментація на основі регіону — це комбінація зростання регіону, поділу, злиття та агрегації.

Зростання області — це техніка, яка використовує попередньо визначені критерії для групування всього зображення в підрегіони. Однак цей метод має такі недоліки: він чутливий до шуму, дірок або розривів і вимагає великих обчислювальних зусиль.

Розбиття зображення на кілька розділених підобластей — це метод об'єднання або сегментації кожної підобласті на основі певного критерію сегментації. Цей підхід не є популярним через численні обмеження. По-перше, його обчислення складніші за інші методи, що збільшує обчислювальний час і пам'ять. Друге обмеження полягає в тому, що воно не підходить для зображень із відтінками або відтінками через складність вилучення геометричної інформації.

Кластеризація — це впорядкування даних у групи, які називаються кластерами. Кожен кластер містить дані, які більш схожі, ніж інші кластери. Кластери створюються на основі різних атрибутів, таких як розмір, колір і текстура.

Слід зазначити, що перевага використання кластеризації полягає в тому, що вона не вимагає попередніх знань про розподіл даних. Ефективність, прямість, простота впровадження та можливість групувати великі обсяги даних сильно

привабили дослідників до використання методу k-середніх для сегментації зображень. Однак цей підхід має кілька обмежень. По-перше, він чутливий до шуму. По-друге, вибір кластерів обмежений. По-третє, різні початкові центроїди призводять до різних результатів, що робить обчислення більш складним. Рисунок 1.4 ілюструє сегментацію на основі регіону.

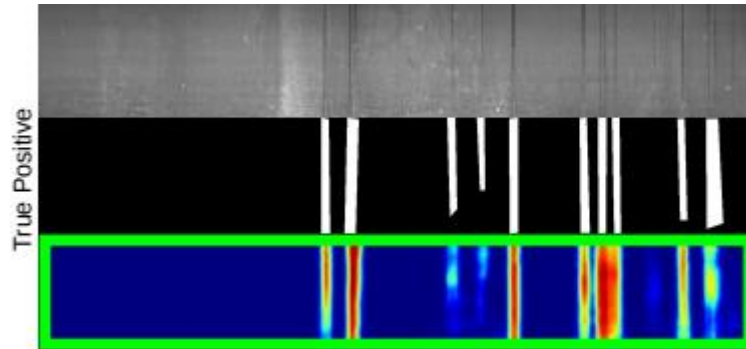


Рис. 1.4. Сегментація областей зображення, на ділянках подряпин на поверхні смуги металопрокату

Сегментація за «Енергією»

Метою сегментації на основі енергії є оптимізація цільової енергетичної функції. Методи активних контурів і методи на основі графіків є найпоширенішими методами в цій категорії. Протягом останнього десятиліття вони широко використовувалися в різних програмах, включаючи сегментацію зображень і відстеження руху. Метою методу активного контуру є, по суті, деформація початкової кривої до межі об'єкта з урахуванням деяких обмежень зображення.

Метод активного краю широко використовується, оскільки він має багато переваг перед традиційними методами сегментації зображення, такими як зростання області, порогове значення та виявлення краю. Цей метод широко використовується в сегментації зображень завдяки здатності знаходити межі об'єктів.

Існує два типи активних контурів: на основі країв і на основі регіонів. При використанні методів на основі країв детектори країв зазвичай використовуються для визначення меж областей зображення та малювання

країв до цих меж. При використанні регіонів статистика інтенсивності зображення використовується для розробки контурів. Для регіональних активних петель, як правило, немає обмежень щодо розміщення першої петлі через глобальну мінімізацію енергії. Тобто контури на основі активних областей можуть виявляти внутрішні межі незалежно від положення вихідного контуру.

Вони також менш сприйнятливі до локальних мінімумів або шуму, ніж граничні активні петлі.

Методи на основі графів базуються на методах на основі теорії графів. Такі методи сегментації засновані на пошуку мінімальних розрізів на графіку, де критерії розрізу спрямовані на мінімізацію подібності між спільними пікселями.

Нормалізація зсуву є методом на основі графіків. Він розглядає пікселі зображення як аноди графіка, а підрозділи – як розподіл графіка. Зображення представляється як неорієнтований зважений граф. Кожен піксель є вузлом на графіку, і між кожною парою пікселів є межа. Вага краю – це міра порівнянності між пікселями. Розділіть зображення на різні колекції, видаливши краї, які з'єднують частини. Ідеальний розподіл графів є окремим випадком мінімізації ваг ребер.

Зрізний графік може знайти глобальне оптимальне значення лише для двійкових міток переднього плану та фону сегментованого зображення. Розріз має бути там, де об'єкт перетинає фон. Якщо говорити точніше, енергія поблизу меж об'єкта повинна бути мінімізована. Була оптимізована кусково-енергетична функція. Локальні зміни подібні до нормалізованого нарізання. Цей метод ділить зображення на сегменти на основі ступеня варіації в сусідніх областях. На рис. 1.5 показано приклад сегментів ринку, що базуються на енергетиці.

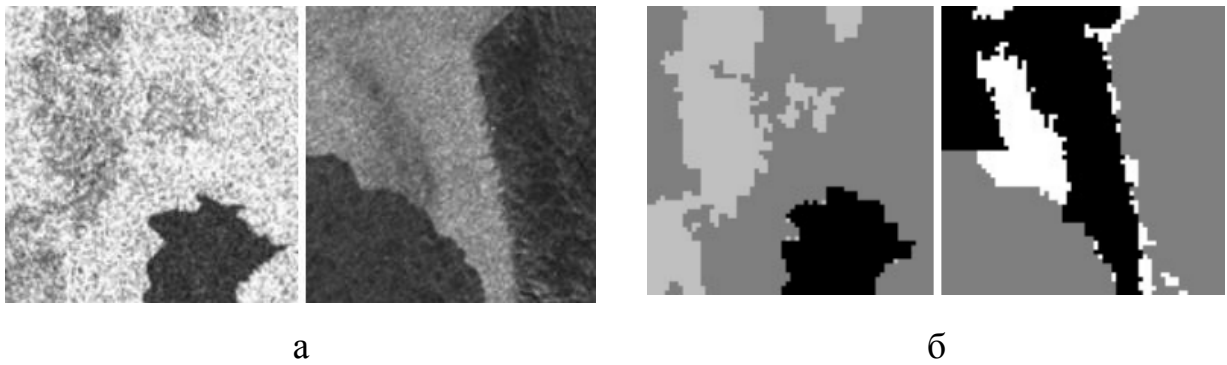


Рис. 1.5. Початкові та сегментованні зображення

1.2. Нейронні мережі для розпізнавання дефектів

Є значна кількість дефектів металоконструкцій. Машинна ідентифікація цих об'єктів є складним завданням. Розпізнавання дефектів – це завдання штучного інтелекту, яке передбачає визначення місцезнаходження та ідентифікацію об'єктів на зображеннях [14]. Виявлення об'єктів використовується в різних варіантах комп'ютерного зору, таких як розпізнавання дефектів, забруднень поверхні металевої стрічки тощо. Класифікація дефектів визначає категорію одного або кількох об'єктів, присутніх на зображенні, і призначає мітки об'єктам.

Позиціонування дефектів використовує обмежувальні рамки для визначення положення одного чи кількох об'єктів на зображенні чи відео. Поєднання процесів локалізації та класифікації об'єктів називається виявленням дефектів. Повний процес виявлення дефектів приймає зображення як вхідні дані, ідентифікує об'єкти дефектометричного контролю, призначає відповідні мітки категорії об'єктам і виводить ймовірність категорії виявлених об'єктів [14].

Кілька термінів комп'ютерного зору, таких як локалізація, класифікація та виявлення дефектів, пов'язані з процесом їх виявлення, показаним на рис. 1.6.

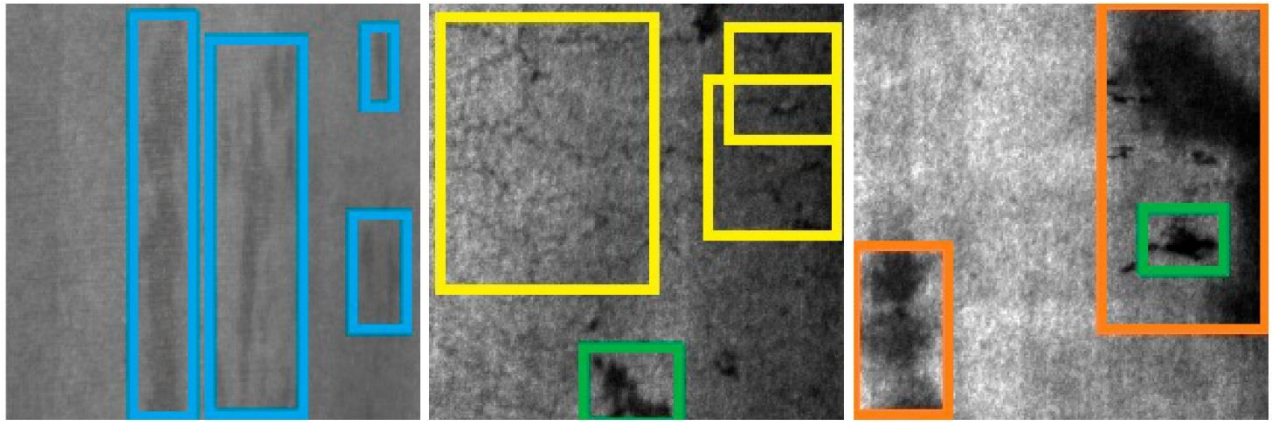


Рис. 1.6. Дефекти металопрокату різних типів виявлені на поверхні металевої смуги

Кожен об'єкт має унікальні властивості, які допомагають визначити його категорію (тип). Основні принципи виявлення об'єктів дефектоскопії, подано нижче, рис. 1.7.

А. Вилучення ознак (Feature extraction) – тобто оцінювання чи є на аналізованому зображенні зони потенційного дефектоскопічного інтересу;
В. Уточнення функції (Feature refinement) Об'єкти на зображенні можуть відрізнятися за розміром і співвідношенням сторін. Модель виявлення об'єктів сканує все зображення в різних масштабах для виявлення об'єктів.

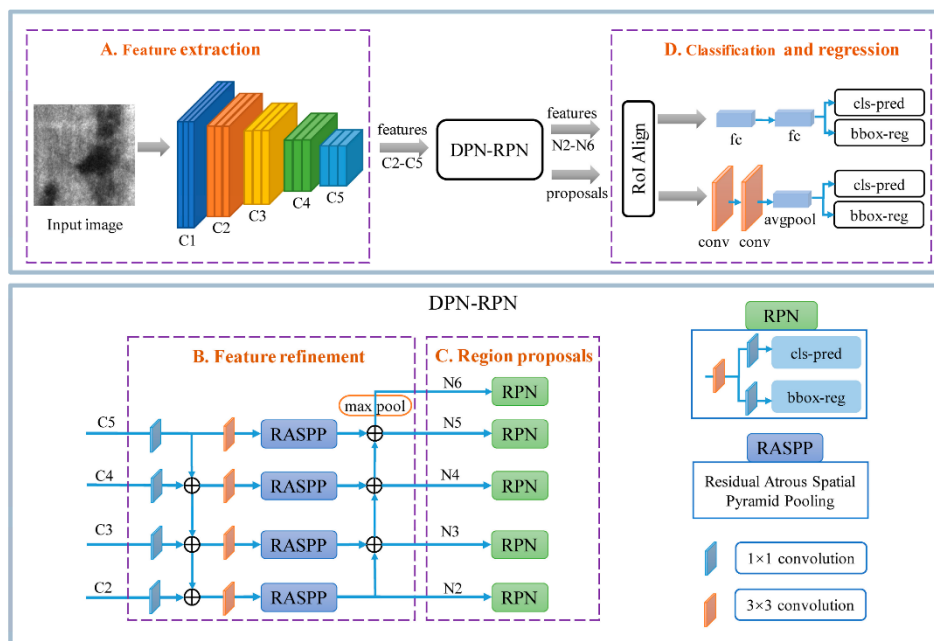


Рис. 1.7. Приклад загальної структури запропонованої мережі виявлення дефектів сталевієї смуги (DPN-Detector)

С. Виявленні ділянок аналізу (Region proposals) для визначення ймовірного розташування дефекта. Ця стратегія потребує ресурсів, оскільки під час обробки є кілька вікон-кандидатів і потребує великої обчислювальної потужності.

Особливість є особливо важливим параметром зображення. Процес вилучення функцій корисний, коли необхідно зменшити кількість необхідних ресурсів обробки без втрати важливої чи значущої інформації.

Д. Класифікація та регресія (classification and regression) Метою класифікації є ідентифікація зображень шляхом присвоєння їм певних позначок. Як правило, класифікація зображень передбачає представлення та аналіз зображень лише одного об'єкта.

1.3. Показники оцінки моделі

У задачах розпізнавання об'єктів середня точність (AP) є найбільш часто використовуваним показником для вимірювання точності розпізнавання. Перш ніж ми заглибимося в AP, давайте подивимося на ключові показники, наведені нижче [15].

1. True Positive (TP) – правильно визначає справжні умови.
2. False Positive (FP) – помилкове виявлення неіснуючих об'єктів або помилкове виявлення існуючих об'єктів.
3. Помилково негативний (FN) – Справжня обмежувальна рамка не була розпізнана.

Наведене вище визначення необхідне, щоб визначити, що є правильним і неправильним виявленням. Єдиний спосіб зробити це - використати метод IOU (Intersection over Union). IOU - це показник, який базується на індексі Жаккара (коефіцієнт подібності між двома наборами даних).

Під час виявлення об'єкта в зоні вимірюється площа перетину між прогнозованим граничним полем V_p і справжнім граничним полем V_{gt} і ділиться на об'єднану площу між ними.

Порівнюючи IOU з певним порогом t , виявлення можна класифікувати як істинне або хибне. Якщо $IOU \geq t$, виявлення вважається правильним. Якщо $IOU < t$, виявлення вважається помилковим. Оцінка методів виявлення цілей в основному базується на поняттях точності і відкликання. Точність - це здатність моделі ідентифікувати лише релевантні об'єкти.

Відома Surface Imaging System HDI800 - вдосконалений інструмент управління якістю для ліній виробництва металевих смуг. Він забезпечує 100% перевірку поверхні виробів на повній швидкості виробничої лінії. Використовуючи правильну комбінацію технології камери, параметрів освітлення та програмного забезпечення, ви отримуєте надійний інструмент для контролю якості ваших продуктів.

Система обробки зображень поверхні HDI800 розроблена спеціально для потреб металургійної промисловості. АББ постачає системи контролю з 1970 року. Зараз це вже 8 покоління.

Система Surface Imaging System повністю інтегрується з іншими системами, рис. 1.8. Це означає, що вона ідеально працює з іншими системами керування процесом на вашому заводі. Інтеграція здійснюється через TCP/IP, OPC або послідовний канал.

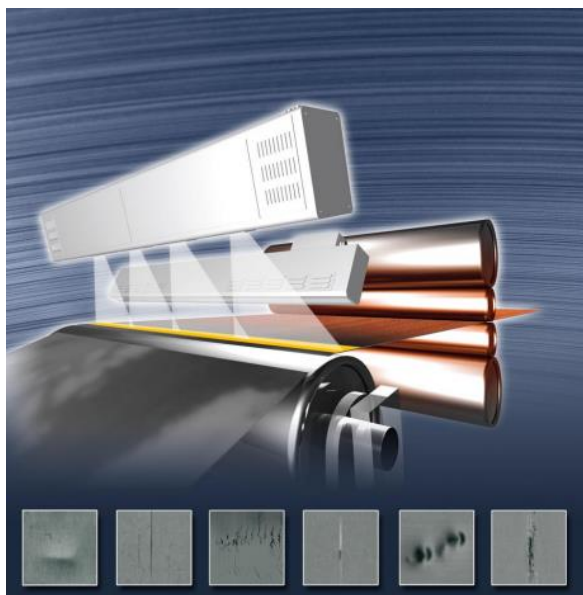


Рис. 1.8. Система «Surface Imaging System HDI800»

2. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА

Неруйнівний контроль (НК) – це перевірка якості виробу без його пошкодження, демонтажу чи руйнування. Для цього використовують методи, які перевіряють основні характеристики виробу без порушення його цілісності. Відмий також руйнівний контроль, який зазвичай використовується для визначення меж міцності та пластичності.

Методи неруйнівного контролю використовують для перевірки великої кількості параметрів металопрокату: товщини та ширина матеріалу, опуклості та серповидності, неплоскостності, хімічного складу, поверхневих та внутрішніх дефектів. Це лише мала частина того, що можна перевірити.

Неможливо перевірити всі ці характеристики одним способом, тому для контролю, що не руйнує, використовуються різні фізичні процеси. Наприклад, ми використовуємо шість основних методів вимірювання:

- на основі радіоізотопних приладів (РІП), закритих радіонуклідних джерел (ЗРІ);
- на основі рентгенівського випромінювання (РВ - рентгенівські установки);
- на основі машинного зору;
- на основі лазерного випромінювання (різні спектри);
- на основі ультразвуку (УЗК);
- на основі радіохвиль.

Кожен із представлених методів ПК має свої переваги та недоліки та використовується для виконання певного типу вимірювань. Універсального методу, на жаль, немає: фізика процесів різна, умови технічної реалізації проектів різняться. Тому кожен із цих методів використовується там, де його ефективність буде максимальною за мінімальних витрат.

Дозвольте привести кілька прикладів:

1. Машинний зір використовується для визначення дефектів поверхні прокату.

2. Рентген використовується для вимірювання фізичних величин (товщина, ширина, площинність тощо) з високою точністю (до 0,1% від номіналу) та частотою.

3. Радіоізотопи забезпечують стабільні вимірювання в умовах несприятливого зовнішнього середовища (пара, вода, забруднення, температура, вібрація тощо), а також мають просту конструкцію та низьку вартість.

4. Ультразвук зазвичай застосовується визначення внутрішніх дефектів виробів.

Розрахунок параметра різнотовщинності та опуклості листа

4. Площинність (планшетність) листа - розрахунковий параметр, який показує однорідність поверхні смуги металу на певній ділянці (площі). Виражається у відсутності короблення та/або хвилястості, інакше кажучи - ідеально плоска поверхня на певній площі;

5. Хвилястість лист - розрахунковий параметр, який показує відхилення від площинності. Візуально визначається у вигляді гребенів, що періодично чергуються, і западин на поверхні;

6. Короблення листа - розрахунковий параметр, який також показує відхилення від площинності. Візуально визначається у вигляді має одну вершину місцевої опуклості або увігнутості одночасно в поздовжньому та поперечному напрямках на поверхні;

Система оптичного контролю зору Isra Parsytec.

Система оптичного контролю якості поверхні смуги ISRA Parsytec встановлюються на стані-тандемі, апараті безперервного гарячого цинкування (АНГЦ), апараті безперервного відпалу та гарячого цинкування (АНОіГЦ) та новіша модель на агрегаті травлення, рис. 2.1. Схематично систему представлено на рис. 8 та рис. 9. Основними компонентами системи є: сенсори, розподільна коробка, сервер контролю та контрольний термінал. Сенсори створюють зображення в цифровому вигляді, який є двовимірною матрицею значень в градаціях сірого. Кожен сенсор складається з декількох камер, розташованих на різних відстанях упоперек напрямку руху смуги, щоб

покрити всю її ширину. Камери використовуються як матричні, і лінійні. Додатково в сенсорах встановлено підсвічування різного спектра випромінювання як видимого яскраво-білого, так і інфрачервоного. Для охолодження сенсорів використовується кондиціонування повітрям.



Рис. 2.1. Зображення сенсора Parsytec

Система аналізує зображення використовуючи ознаки та підсвічує область наявності дефекту на поверхні смуги, приклад представлено нижче, рис. 2.2.

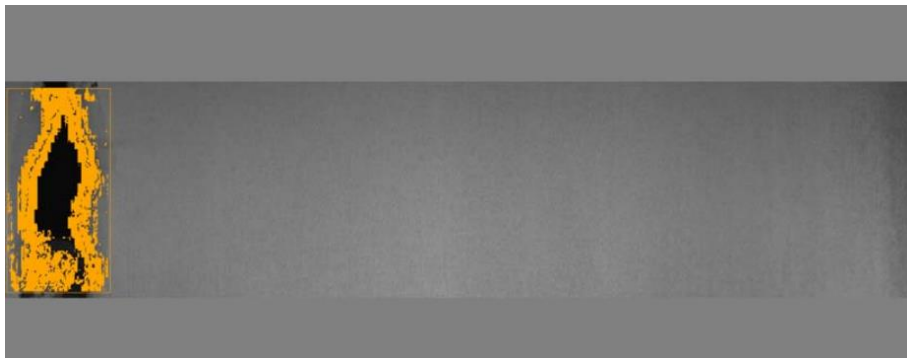
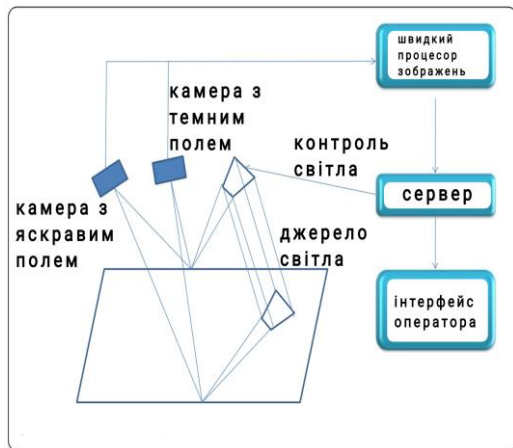


Рис. 2.2. Зображення смуги з дефектом одержано з допомогою сенсора Parsytec

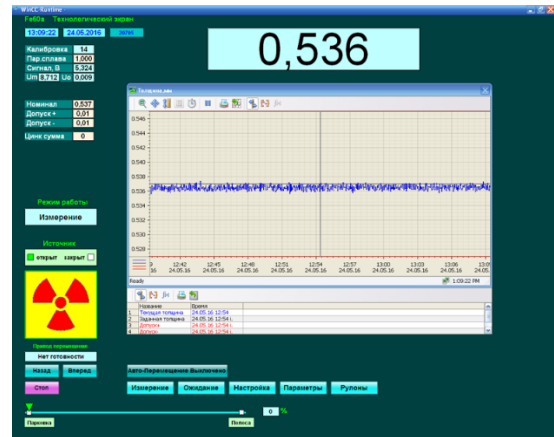
Візуалізація систем контролю стану поверхні та вимірювання товщини прокату

В основі роботи таких систем контролю товщини є принцип поглинання бета та гамма-випромінювання при його проходженні через вимірюваний матеріал. Блок джерела, в якому змонтовано ізотоп, створює колімірований пучок. З іншого боку, блок детектора, на базі іонізаційної камери та плат перетворення

перетворює інтенсивність випромінювання на сигнал, який передається на контролер, рис. 2.3.



а



б

Рис. 2.3. Приклади систем конструювану поверхні – а та товщини – б металопрокату

Служба контролю якості металопрокату займається не лише технічним обслуговуванням та впровадженням нових вимірювальних систем, а й метрологічним супроводом обладнання. Значну частину систем внесено до держреєстру засобів вимірів України. Отже, що не рідше ніж один раз на рік системи необхідно калібрувати або повірити за допомогою еталонів, рис. 2.4.

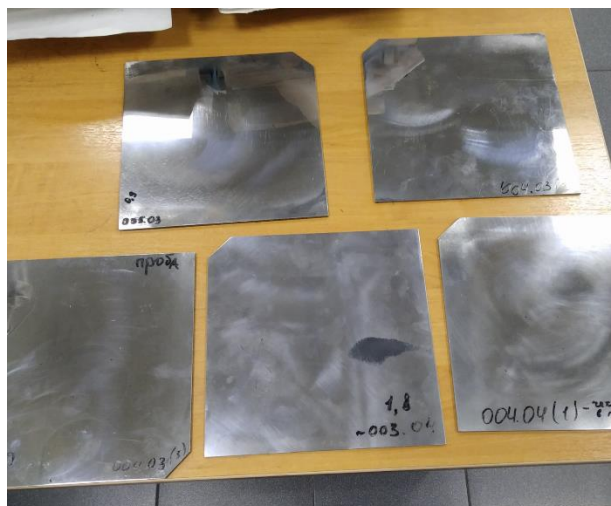


Рис. 2.4. Приклад еталонних товщин для нової системи вимірювання стану 1700

Відомі випадки, за яких доводиться доопрацьовувати вже поставлене обладнання у заводських умовах, місці, адаптувати його до особливостей існуючого агрегату та технологічного процесу. Наприклад, після постачання обладнання виникли складнощі з його налаштуванням на агрегаті, тому що проектне положення обладнання не відповідало фактичному. Некоректне настроювання зумовило збільшення похибки вимірювань і, потенційно, до випуску бракованої продукції. Було виготовлено спеціальний стенд, що повторює геометричні параметри рольгангу і дозволив налаштувати вимірювальне обладнання.

Перехід до загальнокорпоративних АСУ

Темпи впровадження інформаційних технологій всіх рівнів металургійних процесів значно прискорилися. Це зумовлює об'єднання інформаційних потоків знизу нагору, виникає тенденція переходу від локальних АСУ до загальнокорпоративних, з обміном двосторонніми потоками даних.

Раніше системи контролю передавали результати вимірювань АСУТП агрегату або цеху. Ці дані використовували технологи та фахівці ВТК для контролю виробництва та розрахунків окремих параметрів роботи агрегату. Сьогодні ж ці дані передаються в загальнокорпоративне сховище, де їх використовують в аналітичних і статистичних моделях, загальнозаводських системах відстежування якості продукції, що випускається, і претензійної роботи з клієнтами.

Це дає змогу точніше визначати причини проблем. Якщо виявлено дефект у продукції, є змога проаналізувати всі етапи виробництва та зрозуміти, де було допущено помилку: у процесі виготовлення, пакування чи транспортування.

Розвиток автоматизації та інформаційних систем загалом не виключає людини з виробничого процесу, проте її роль змінилась. Зростають вимоги до фахівця: він має вміти працювати з великим обсягом інформації та приймати рішення на основі цих даних, власного досвіду та поставленого завдання.

Оскільки дані тепер використовують набагато ширше і на вищому рівні, до технологічного процесу починають активно «підключати» розробників, спеціалістів з БД, системних адміністраторів та спеціалістів АСУТП зі знанням новітніх технологій у галузі програмованих логічних контролерів та промислових мереж, рис. 2.5.

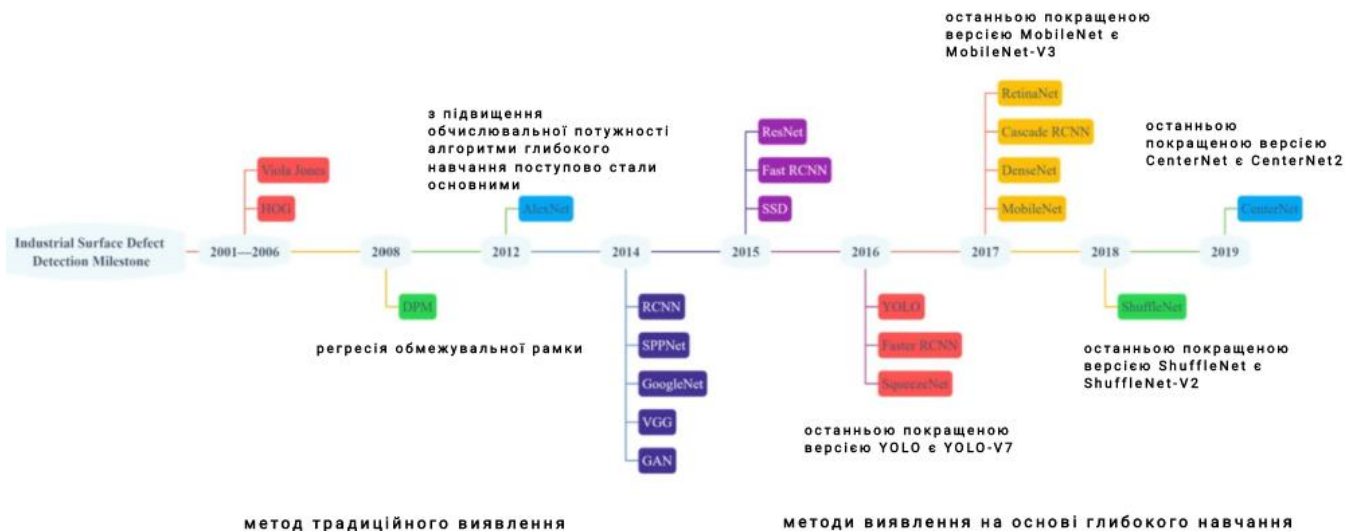


Рис. 2.5. Еволюція систем виявлення поверхневих дефектів

Системи діагностування поверхневих дефектів металопрокату часто розробляють за індивідуальними проектами та складають з різноманітного обладнання, периферії та спеціального ПЗ. Технічне обслуговування таких систем виконують комплексно. До фахівців-операторів висувають підвищені вимоги. Досить важко знайти готового фахівця для виконання хоча б частини потрібних робіт.

Зазвичай нові фахівці дефектометрії поверхні металопрокату на робочому місці вивчають: виробничі процеси, фізику вимірювань, метрологічне забезпечення засобів вимірювання дефектів, особливості роботи з оптико-цифровими камерами, тощо. Фахівець з дефектометрії має розуміти як особливості самого технологічного процесу, і особливості роботи конкретного вимірювального устаткування. Тільки в цьому випадку можна забезпечити безперервну та точну роботу системи діагностування. Це досить великий обсяг знань, які спеціаліст отримує на місці протягом 2-3 років.

Одночасно з вимірюванням геометричних параметрів виконується контроль наявності дефектів поверхні, рис. 2.6: вм'ятини, подряпини, фарбування тощо. Ось кілька прикладів дефектів, які можна розпізнати за допомогою автоматизованих систем:



а



б



в



г



д



е

Рис. 2.6. Приклади дефектів поверхні металу, що утворюються у процесі виробництва: світла смуга -а; сіра смуга – б; вкатана частинка – в; смуга з надривами – г; дефекти зумовлені синусоїдальною течією металу; карбідні виділення на межах зерен - е

Виявлення дефектів поверхні металу реалізовано з урахуванням машинного зору. Система фотографує поверхню смуг металу за допомогою

високошвидкісних камер. ПЗ розпізнає можливі дефекти поверхні та виділяє їх на окремих знімках. Виділені дефекти прив'язуються до довжини смуги, це дозволяє спеціалісту ВТК переглядати весь перелік виявлених дефектів у кожному окремому рулоні, рис. 2.7.

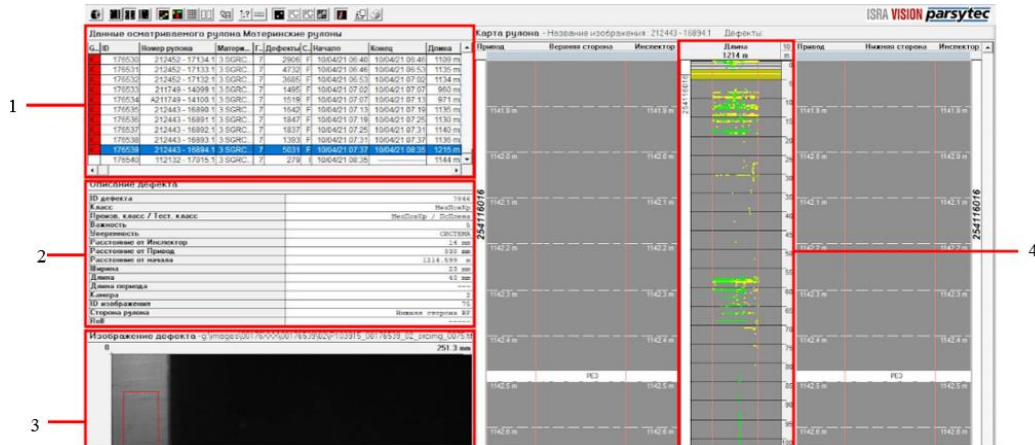


Рис. 2.7. Візуалізація процесу розпізнавання дефектів поверхні металу: 1 – перелік виявлених дефектів; 2 – опис аналізованого дефекту; 3 – фотозображення аналізованого дефекту; 4 – схематичне розташування всіх дефектів.

На підставі цих даних фахівець ВТК ухвалює рішення, що робити з листом далі: відвантажити замовнику, списати шлюб або відправити на переробку. Також цей лист можна відвантажити за меншу вартість іншому замовнику, який менш вимогливий до якості.

Нові типи дефектів, які можуть бути виявлені в процесі виробництва продукції, вносяться в спеціальний класифікатор дефектів системи вимірювання і запам'ятовуються.

Різні стратегії класифікування дефектів

Оскільки ця проблема стосується бінарної класифікації, класифікації з кількома мітками та регресії, існує багато підходів до вирішення цієї проблеми, розглянемо деякі з них:

Підхід1: базовий метод із використанням моделей сегментації

Першою та найефективнішою стратегією є використання моделі сегментації. Моделі сегментації використовують, оскільки вони розбивають

зображення на ділянки та можуть класифікувати об'єкти на зображенні, рис. 2.8.



Рис. 2.8. Схема базового методу із використанням моделей сегментації

Це зрозумілий підхід, у якому всі вхідні дані навчаються за допомогою сильної навчальної моделі (швидше за все, попередньо навченої). Вихідним рівнем моделі є CNN(4), де для кожного вхідного зображення ми отримуємо чотири маски (зображення). із сегментацією цього класу, тобто class ([1,2,3,4]), рис. 2.9.

Підхід 2: Сегментація за допомогою двійкової класифікації

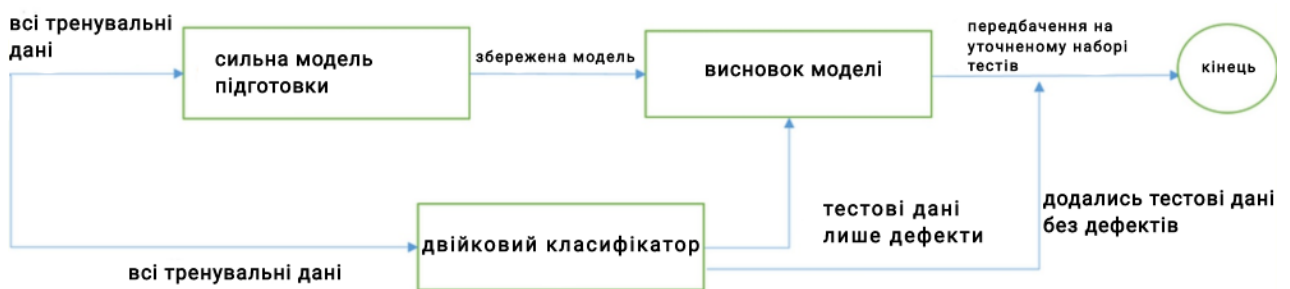


Рис. 2.9. Схема сегментації за допомогою двійкової класифікації

Ця стратегія пов'язана зі створенням моделі сегментації разом із двійковою класифікацією. Сильна модель сегментації (попередньо навчена) будується на основі всіх навчальних даних і зберігає модель за допомогою `model.save(model_name.h5)`.

Метод зберігає двійкову модель класифікації аналогічно, під час отримання тестових даних відфільтровує дефектні зображення за допомогою попередньо навченого двійкового класифікатора та надсилає лише дефектні зображення до моделі сегментації, таким чином можна перевірити результати швидше, оскільки зберігається модель, а також фільтрація дефектних зображень з вихідних даних, рис. 2.10.

Підхід 3: Сегментація за допомогою класифікації з кількома мітками

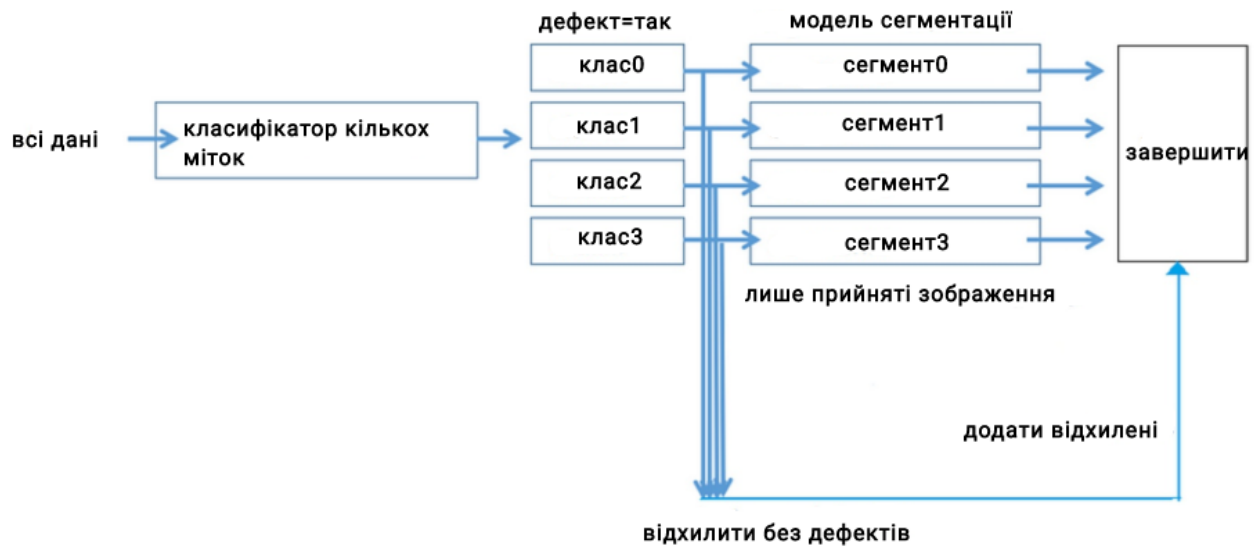


Рис. 2.10. Схема сегментації за допомогою класифікації з кількома мітками

Це стратегія, подібна до попередньої, проте замість фільтрування дефектних зображень використовують попередньо навчену модель класифікації з кількома мітками, щоб отримати дефектні зображення. Оскільки це класифікатор із кількома мітками, одне зображення може належати до кількох класів. Безпосередньо на виході з моделі відбувається класифікація з кількома мітками до чотирьох класів дефектів (1, 2, 3, 4), тут кожна модель є попередньо навченою моделлю сегментації з відповідним класом дефекту (1, 2, 3, 4).

Модель сегментування з використанням двійкової класифікації та класифікування з кількома мітками

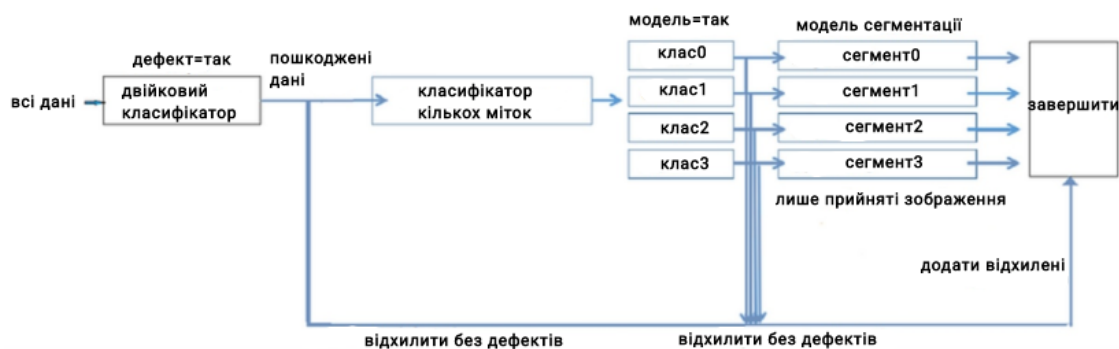


Рис. 2.11. Схема – алгоритм сегментування з використанням двійкової класифікації та класифікування з кількома мітками

Це комбінований підхід, на основі поєднання підходу 3 та підходу 4. Це перспективний підхід, який як правило забезпечує кращі результати. Він також займає менше часу для перевірки результатів, оскільки відфільтровує недефектні зображення та надсилає до моделі сегментації лише дефектні зображення.

Архітектура нейронної мережі U-Net

Архітектуру мережі наведена на малюнку 1. Вона складається з шляху, що звужується (ліворуч) і розширюється шляху (праворуч). Звуження шлях - типова архітектурі згорткової нейронної мережі . Він складається з повторного застосування двох згорток 3×3 , за якими слідують ініт ReLU та операція максимального об'єднання (2×2 ступеня 2) зниження дозволу, рис. 2.12.

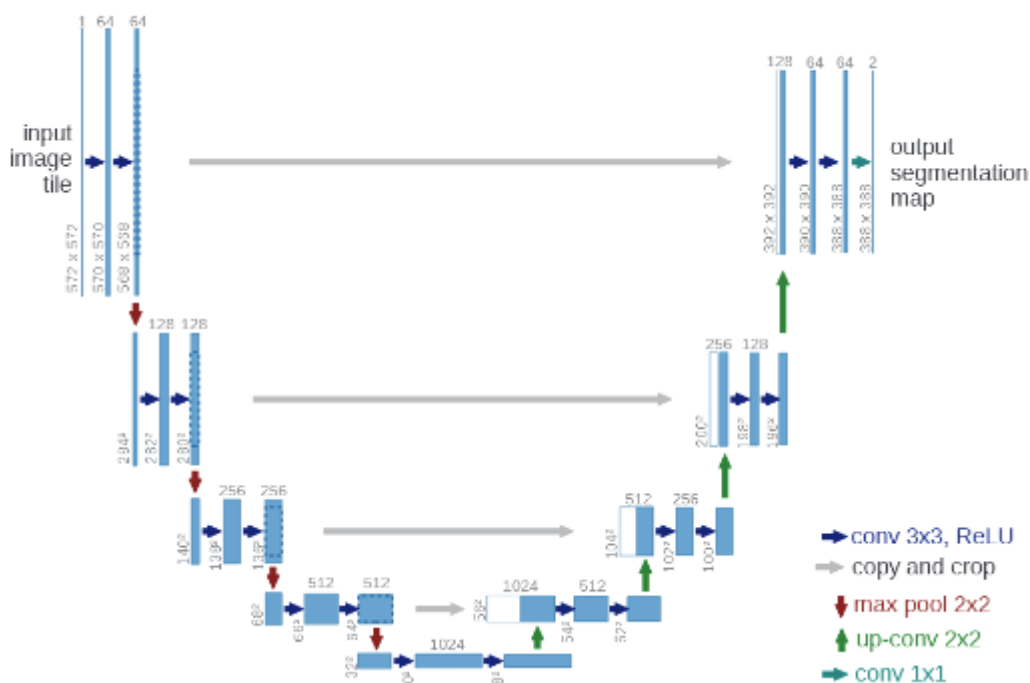


Рис. 2.1.2. Архітектура U-net (приклад зображення з роздільною здатністю 32×32 пікселя – найнижчим). Кожен синій квадрат відповідає багатоканальній

карті властивостей. Кількість каналів наведено у верхній частині квадрата. Розмір x_u наведено в нижньому лівому краю квадрата. Білі квадрати є копією карток властивостей. Стрілки позначають різні операції.

На кожному етапі знижувальної дискретизації канали властивостей подвоюються. Кожен крок у шляху, що розширюється, складається з операції підвищує дискретизації карти властивостей, за якою слідує:

- згортка 2×2 , яка зменшує кількість каналів властивостей;
- об'єднання з відповідним чином обрізаною картою властивостей зі стягується шляху;
- дві 3×3 згортки, за якими слідує ReLU.

На останньому шарі використовується згортка 1×1 для зіставлення кожного 64-компонентного вектора властивостей з бажаною кількістю класів.

Усього мережа містить 23 згорткових шари.

Мережу навчали методом стохастичного градієнтного спуску на основі вхідних зображень та відповідних карток сегментації. Через згортки вихідне зображення менше вхідного сигналу на постійну ширину кордону. Функція soft-max, що застосовується попіксельно, обчислює енергію по остаточній карті властивостей разом з функцією крос-ентропії. Крос-ентропія, що обчислюється в кожній точці, визначається так:

$$E = \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} w(\mathbf{x}) \log(p_{\ell(\mathbf{x})}(\mathbf{x}))$$

Меж поділу обчислюють з допомогою морфологічних операцій. Потім обчислюється карта вагових коефіцієнтів:

$$w(\mathbf{x}) = w_c(\mathbf{x}) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{(d_1(\mathbf{x}) + d_2(\mathbf{x}))^2}{2\sigma^2}\right)$$

де w_c - карта ваги для балансування частот класів, $d1$ - відстань до кордону найближчого осередку, а $d2$ - відстань до кордону другого найближчого осередку.

Дослідницький аналіз даних

Аналізували EDA, щоб дізнатися більше про дані, рис. 2.13.

	class_types	class_count
Defect_classes	Defect_class	6666.0
Non_defect_classes	Non_defect_class	5902.0

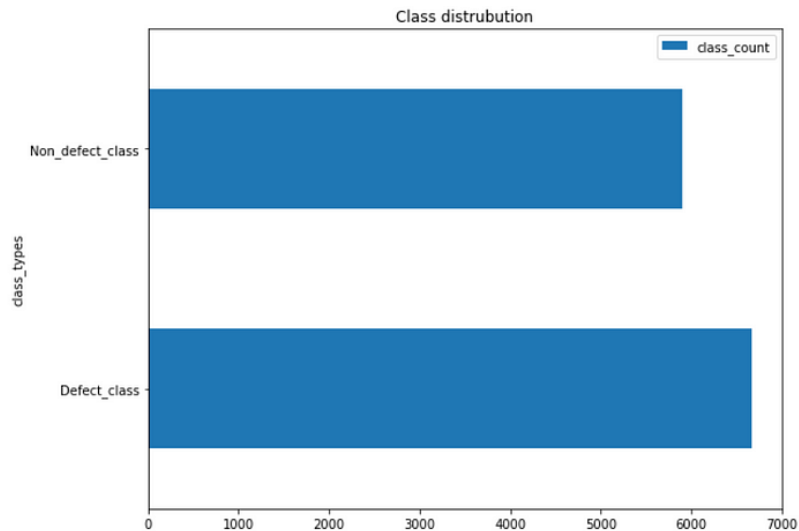


Рис. 2.13. Структура даних дефектоскопічного контролю

Бінарна класифікація

Оскільки ми бачимо розподіл дефектних і недефектних класів вище, ми говоримо, що це добре збалансована проблема **двійкової класифікації**

Класифікація з кількома мітками

	index	class_count
class_1	class1_Count	769
class_2	class2_Count	195
class_3	class3_Count	4759
class_4	class4_Count	516

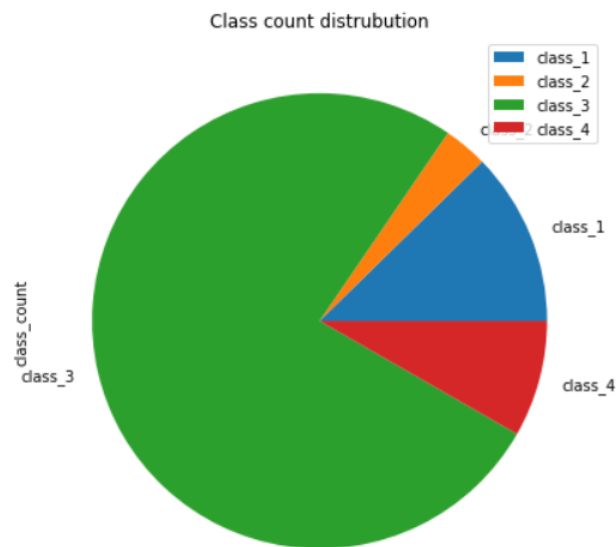


Рис. 2.14. Структура даних дефектоскопічного контролю (класи дефектів)

Класифікація з кількома мітками

Як ми бачимо, це складна проблема, оскільки наша класифікація за кількома мітками полягає в дисбалансі даних, оскільки дефектні зображення класу 2 мають дуже малий розмір даних, а дефекти класу 1 дуже великі в даних, класи 3, 4 дещо збалансовані.

Пам'ятаючи про дисбаланс класифікації за кількома мітками, побудовано графік кількості класів на зображення, рис. 2.15.

Number of Classes per Image

```
In [6]: train_data.groupby(['ImageName'])['Defect'].sum().hist()  
Out[6]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f571cb6e470>
```

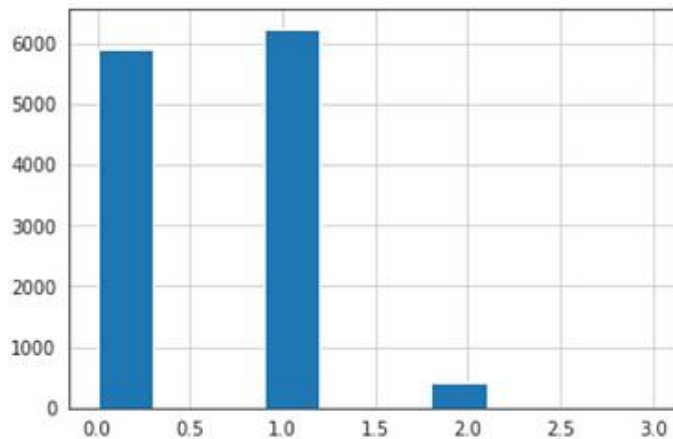


Рис. 2.15. Графік кількості класів на зображенні

Структура даних дефектоскопічного контролю .Кількість класів на зображенні

Ми можемо помітити, що розподіл перших 2 класів більше, а 3,4 класи майже нульові на зображеннях

Візуалізація кожного типу дефекту вибрки:

Давайте подивимося кілька зображень кожного класу. Цю візуалізацію можна легко зробити, замаскувавши задані закодовані пікселі на зображеннях даних смуг.

Дефект 1 класу





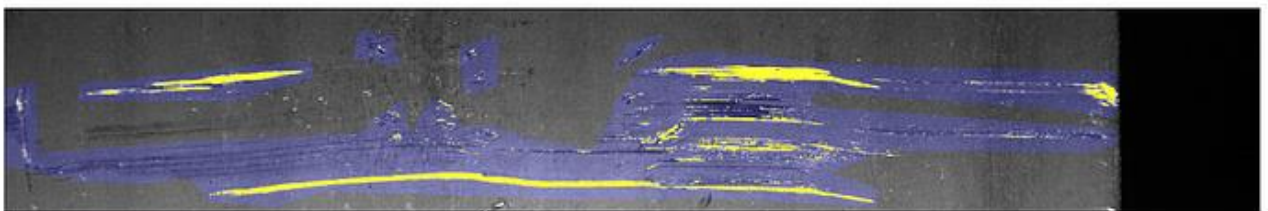
Відтінки червоного кольору на зображеннях описують клас-1. Здається, що клас 1 має менше дефектів і майже подібний до бездефектних зображень.

Дефект 2 класу



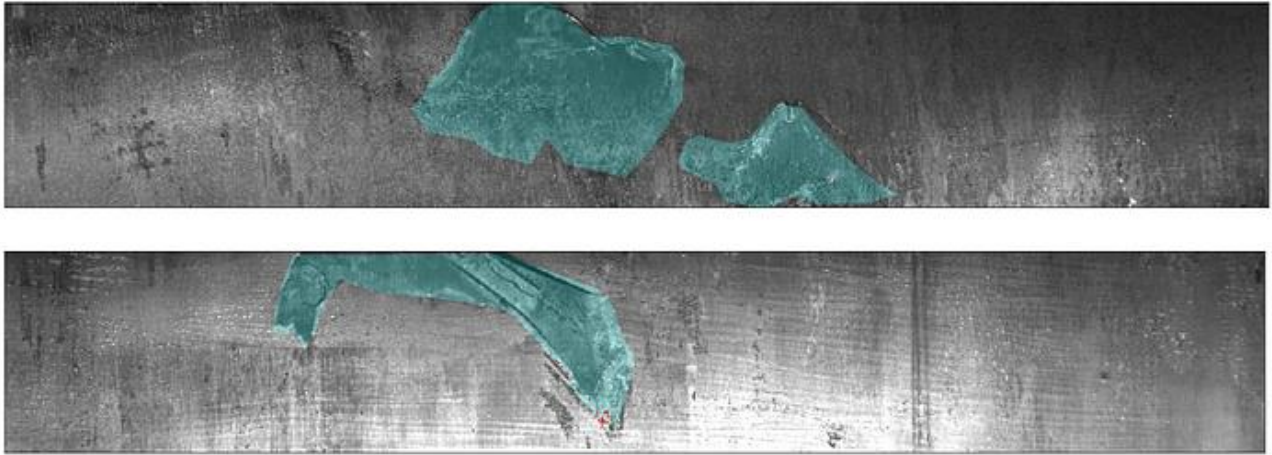
Відтінки зеленого кольору на зображеннях описують клас 2. Їх можна намалювати за допомогою закодованих пікселів, наданих у даних поїзда. Оскільки ми можемо помітити, що вони схожі на дефекти класу 1, і їх дещо важко класифікувати.

Дефект 3 класу



Пікселі синього та жовтого кольорів на зображеннях описують клас 3. Ми можемо помітити, що зображення класу 3 є гіршими з точки зору дефектів порівняно з класами 1,2.

Дефект 4 класу



Пікселі блакитного кольору на зображеннях описують клас 4. Ми бачимо, що ці зображення класу 4 є найбільш пошкодженими. Їх можна легко класифікувати та сегментувати, оскільки це унікальний тип країв і дефектів, а не інші класи. Нарешті ми робимо висновок, що класи 1, 2 подібні та менш дефектні, тоді як класи 3, 4 менш схожі, але більш дефектні, і, отже, їх легко класифікувати їх.

Використано модель семантичної сегментації зображень на базі архітектури U-Net на основі компілювання моделі з заданими параметрами:

```
from keras import backend as K
from segmentation_models import Unet
from segmentation_models.metrics import IOUScore, FScore

iou_score = IOUScore()
f_score = FScore()

model = Unet('resnet18', input_shape=(128, 800, 3), classes=4, activation='sigmoid')
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=[dice_coef, 'accuracy', iou_score, f_score])
```

Мережа є універсальною і її можна застосовувати для вирішення завдань сегментації дефектів металургійного прокату на зображеннях одержаних з відеокамер дефектометричного контролю. Висока точність може бути досягнута за умови належного навчання, відповідного датасету та правильного вибору часу навчання. Модель вчили на наборі розмічених початкових даних:

```
idx = int(0.8*len(train2)); print()
train_batches = DataGenerator(train2.iloc[:idx], shuffle=True)
valid_batches = DataGenerator(train2.iloc[idx:])
history = model.fit_generator(train_batches, validation_data = valid_batches, epochs = 30, verbose=2)
```

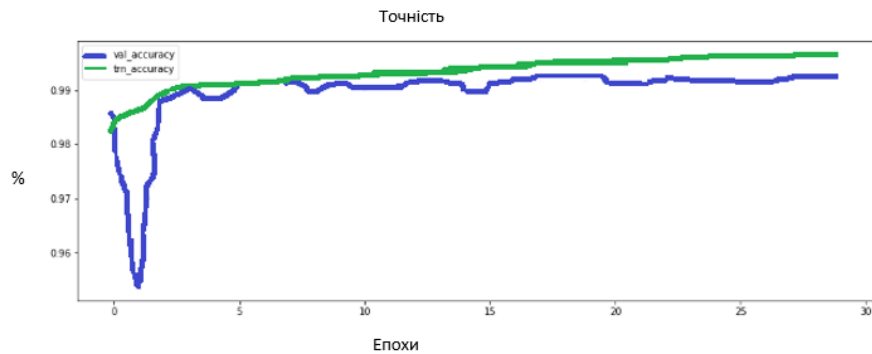


Рис. 2.16. Візуалізація процесу навчання ГНМ

На рис. 9 показано початкові зображення поверхневих пошкоджень при освітленні 330, 139, 45 та 21 лк (а) та результати їх розпізнавання за допомогою нейронної мережі (б).

Нижче, на дефектних зображеннях розглянемо маску виявлення дефекті. Максимальне значення пікселів у масці зазначено у назвах і є мірою впевненості у правильності передбачення маски. Для тестової вибірки:

```
val_set = train2.iloc[idx:];
defects = list(val_set[val_set['e1']!=''].sample(6).index)
defects += list(val_set[val_set['e2']!=''].sample(6).index)
defects += list(val_set[val_set['e3']!=''].sample(14).index)
defects += list(val_set[val_set['e4']!=''].sample(6).index)

valid_batches = DataGenerator(val_set[val_set.index.isin(defects)])
preds = model.predict_generator(valid_batches, verbose=1)
```

Оцінено ефективність застосування масок. Проте, показано лише маски, які відповідають зображенням з дефектами, рис. 2.17. Нижче, незалежно від типу дефекту на зображенні, ми показуватимемо маску дефекту 3. Лише сині контурні лінії зліва є дефектом 3. Тому, коли ми бачимо контури зліва, які не включають синій колір, ми не повинні бачити маски дефекту 3, але ми все ще їх бачимо.

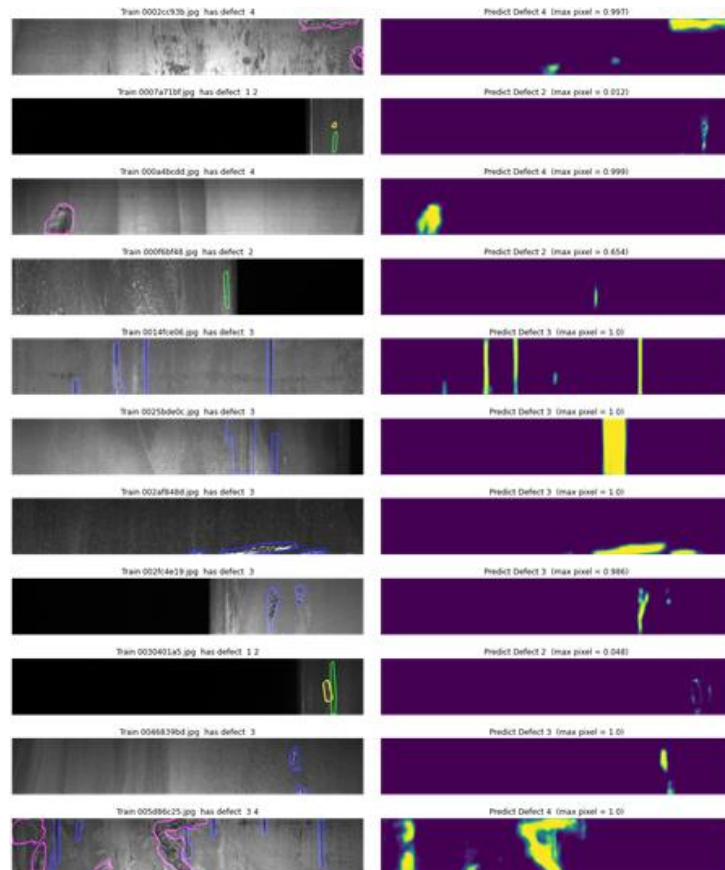


Рис. 2.17. Використання маски: виявлення дефекти

Оцінювали ефективність пропонованого підходу на варіаційній вибірці для рображень з дефектами 1,2, 4:

```
val_set = train2.iloc[idx:]
val_set2 = val_set[(val_set['count']!=0)&(val_set['e3']=='')].sample(16)

valid_batches = DataGenerator(val_set2)
preds = model.predict_generator(valid_batches,verbose=1)
```

Це забезпечило визначення ефективності моделі при діагностуванні окремих типів дефектів та забезпечило коректне оцінювання її продуктивності на підмножині даних, які були використані для перевірки. Крива зміни значення втрат показана на рис. 3і збільшенням епохи, значення втрат навчальної та верифікаційної множини поступово зменшуються, рис. 2.18.

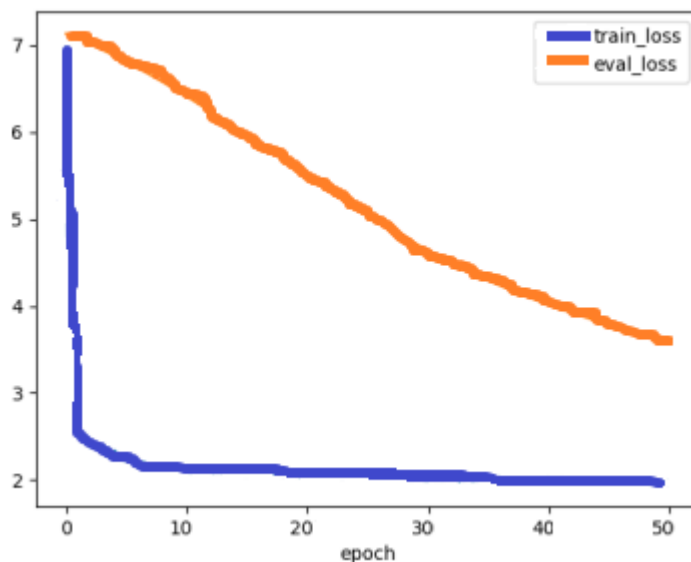


Рис. 2.18. Втрати при навчанні і верифікація втрат

Порівняльні експерименти проводяться для порівняння ResNet18 і ResNet50. Порівняльний експеримент проводили на платформі Pytorch. Деталі наведено в таблиці нижче за текстом.

Таблиця 2.1. Порівняльні експерименти

НМ	Валідація		Значення патчу	Параметр (М)
ResNet18	87,42%		220	11,32
ResNet50	88,32%		220	23626

Результати та розгортання

Для даних тесту отриманий бал IOU становить 0,95

```

1 def IOU(original,predicted):
2     '''given original and predicted images ( numpy masks (256X1600X5)) will return the IOU score'''
3     intersection = original == predicted
4     union = 256*1600
5     return np.sum(intersection) / union

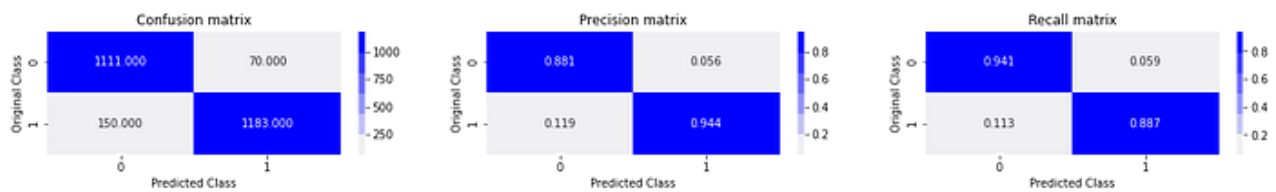
1 IOU_scores = []
2 for i in X_test['ImageId'].values :
3     IOU_scores.append(final_fun_2(i))
4 IOU_scores = np.array(IOU_scores)

1 print('IOU score for test data is {}'.format(np.mean(IOU_scores)))

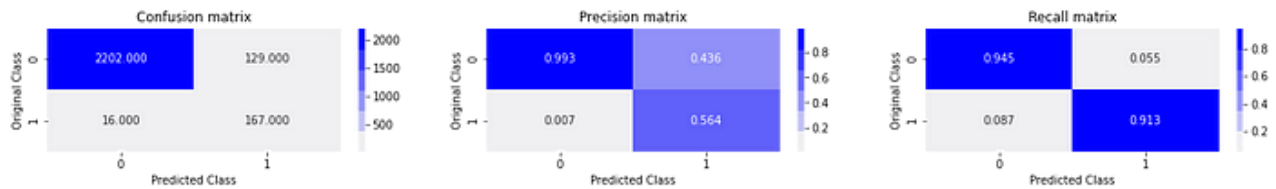
IOU score for test data is 0.9530536410261666

```

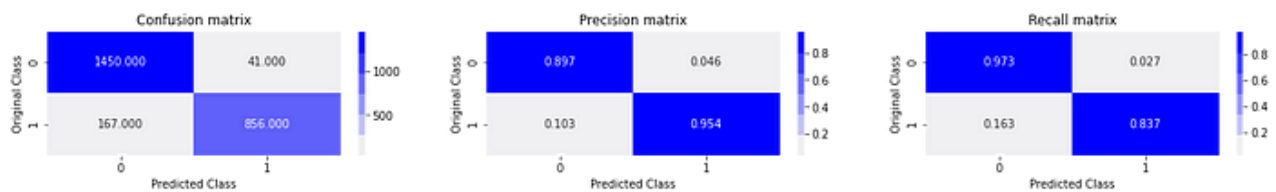
Матриці плутанини



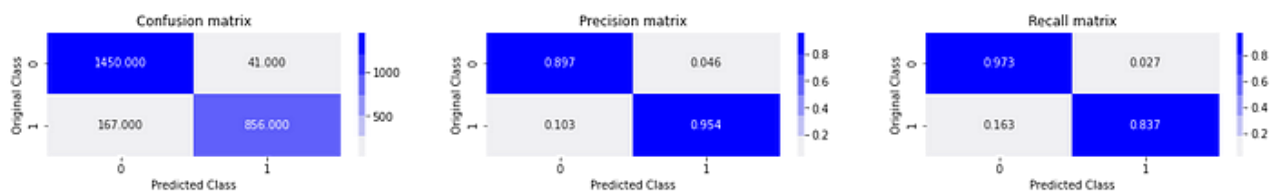
матриця плутанини, точності та запам'ятовування для зображень без дефектів



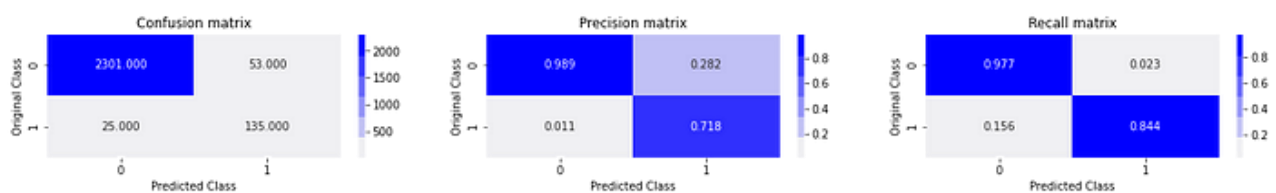
матриця плутанини, точності та запам'ятовування для зображень із типом дефекту 1



матриця плутанини, точності та запам'ятовування для зображень із типом дефекту 2



матриця плутанини, точності та запам'ятовування для зображень із типом дефекту 3



матриця плутанини, точності та запам'ятовування для зображень із 4 типом дефекту.

Рис. 2.19. Матриці плутанини

Є значна кількість варіантів та технічних рішень для проектування систем освітлення у металургійному виробництві. Відомі традиційні рішення із

застосуванням ламп розжарювання, які безпечні при експлуатації, мають значне поширення і мінімальну вартість. Їх основними недоліками є: низька світлова віддача, короткий термін експлуатації, значна залежність світлової віддачі та терміну експлуатації від напруги, малий світловий ККД. Тому, з метою зниження споживання електроенергії використовують освітлювальні прилади на основі світлодіодних джерел. Для забезпечення нормованої рівномірної освітленості на рівні діагностованої металевої смуги збільшують кількість світлодіодних світильників, що зумовлює зростання освітленості, проте й нерівномірності освітлення.

Тому, при аналізі впливу освітленості поверхні на точність розпізнавання дефектів сталевих смуг вирішували кілька завдань:

- оцінювали вплив освітленості аналізованої поверхні на алгоритм сегментації дефектів, з метою визначення «еталонних» умов діагностування;
- досліджували вплив штучного освітлення на рівень похибок визначення параметрів дефектів різної форми та просторової орієнтації;
- підбирали варіанти освітлення, які забезпечують коректне визначення максимальної кількості параметрів дефектів металевої смуги з допомогою розробленої лабораторної дослідницької установки.

За допомогою розробленого застосунку було опрацьовано серію зображень, отриманих у результаті експерименту при різних рівнях освітлення зразка з поверхневими пошкодженнями.

Методика проведених досліджень є комплексною та містить:

- використання лампи зі світлодіодних модулів для діагностування параметрів поверхні металевої смуги за різних світлових сценаріїв.
- лабораторне дослідження освітленості металевої смуги з цифровою фотофіксацією характеристик яскравості аналізованої дефектної поверхні;
- експериментальне та аналітичне оцінювання зорового сприйняття одержаних цифрових зображень металевої смуги;

- виявлення оптимальних умов освітленості діагностичного об'єкту, комплексними методами аналітичного та лабораторного дослідження на основі застосування нейронних мереж.

Використано одну з сучасних моделей сегментації зображень та основі нейронної мережі U-Net. Її віднесено до згорткових нейронних мереж, які призначені для сегментування, зокрема, й металургійних зображень де вона демонструє хороші результати.

Навчання нейронних мереж ж трудомістким процесом, що вимагає значної кількості обчислювальних ресурсів. За масштабованості, коли стрімко зростає розмірність обчислювальної задачі це потребує об'єднання обчислювальних потужностей окремих ПК в обчислювальний кластер.

Відповіддю на цю потребу є програмні бібліотека для систем машинного навчання TensorFlow. Вона є неамінною при використанні у розподілених системах навчання, ще й може працювати за кількох режимів.

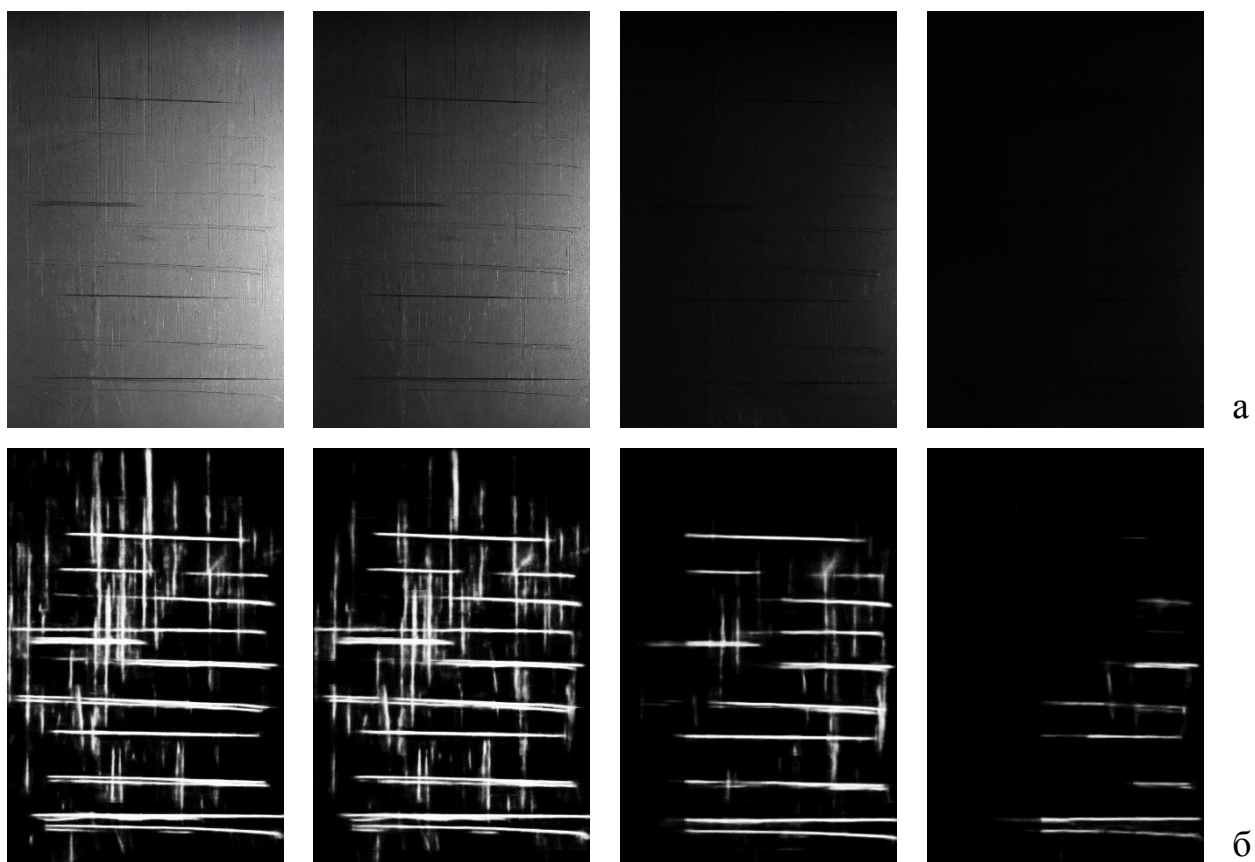


Рис. 2.20. Цифрові зображення сталюї поверхні з пошкодженнями типу

"подряпина", отримані при освітленні відповідно 330, 139, 45 та 21 лк

З отриманих результатів видно, що із збільшенням кількості світла, яке потрапляє на досліджувану поверхню, площа ділянок, розпізнаних як пошкодження, збільшується. Причиною цього є те, що дрібні подряпини (та інші морфологічні елементи поверхні) стають краще видимими. Особливо помітним є перехід від низького рівня освітлення (21 лк) до вищого (45 лк). Якщо у першому випадку вертикальні подряпини на зображенні не видимі взагалі, то при 45 лк частина з них вже розпізнається. При освітленні 139 лк нейромережа розпізнає більшість з них.

Зростання рівня освітленості від 139 до 330 лк майже нічого не додає для виявлення нових подряпин (хіба що дуже дрібних), але разом з цим робить об'єкти пошкоджень дещо більшими. Тому в цілому загальна площа пошкоджень на зображенні із збільшенням освітленості зростає.

Зауважимо, що нейронна мережа дуже чутлива навіть при слабкому освітленні: найбільш виражені пошкодження добре розпізнаються при 45 лк, незважаючи на те, що фотозображення є суттєво затемненим і візуально пошкодження практично невидимі (рис. 9,а, третє зображення). Проте при освітленні 21 лк (рис. 9,а, останнє зображення) пошкодження вже не розпізнаються. У цьому випадку на початковому фотозображенні інтенсивність пікселів у зоні з нерозпізнаними пошкодженнями коливається в межах від 1 до 5. Іншими словами, можна стверджувати, що при освітленні 21 лк отримане вхідне зображення є недостатньо інформативним, щоб робити висновок про наявність на ньому шуканих об'єктів. Таким чином, на всіх зображеннях, де між пікселями пошкоджень та фону зберігається навіть невеликий градієнт, нейромережева модель добре розпізнає шукані об'єкти.

Зображення з низьким рівнем освітлення мають ще одну особливість: на них стають невидимі дрібні об'єкти. Тому, якщо потрібно розпізнати найбільш виражені пошкодження, доцільно використовувати невисокий рівень освітлення. Це забезпечить значно менший рівень шуму на зображенні,

викликаного зростанням деталізації (при високому освітленні) поверхневих артефактів, які можуть і не бути пошкодженнями.

Одним з найважливіших та найочевидніших параметрів, які характеризують поверхню, є площа пошкоджень. На рис. 2.21 приведено діаграму зміни загальної площі всіх елементів зображення, розпізнаних як пошкодження.



Рис. 2.21. Залежність площі, розпізнаної як пошкодження, від освітлення

При зміні освітлення в діапазоні від 20 до 140 лк загальна площа, розпізнана як пошкодження, помітно зростає від 5 тис. пікселів до 100 тис. пікселів. Подальше зростання освітлення не приводить до суттєвого зростання цього параметра (його значення коливаються в межах 100-125 тис. пікселів). Це вказує на те, що нейромережа виявила всі пошкодження, для яких вона навчена, і подальше зростання освітлення не додає до зображення нових деталей, які б могли бути ідентифіковані як пошкодження.

Розподіл площ розпізнаних на зображенні фрагментів пошкоджень приведено на рис. 11,а,б. На діаграмі розсіювання (рис. 2.22,а) кожен маркер відповідає окремому фрагменту пошкодження. З графіка можна зробити висновок, що більшість фрагментів має площі до 15 тис. пікселів, а площі більші за 20 тис. пікселів мають поодинокі фрагменти. Діаграма розмаху (рис. 2.22,б) містить проценти́лі, які характеризують розкид площ. Нижня межа прямокутника відповідає 25-тому процентилю, верхня – 75-ому процентилю, а лінія між ними – 50-ому процентилю (медіані). Проценти́ль показує, яка частка (кількість) всіх пошкоджень мають площу, меншу за вказану. Наприклад, 25-

ий процентиль зі значенням площі 1 тис. пікселів означає, що 25% всіх фрагментів мають площу, меншу за 1 тис. пікселів.

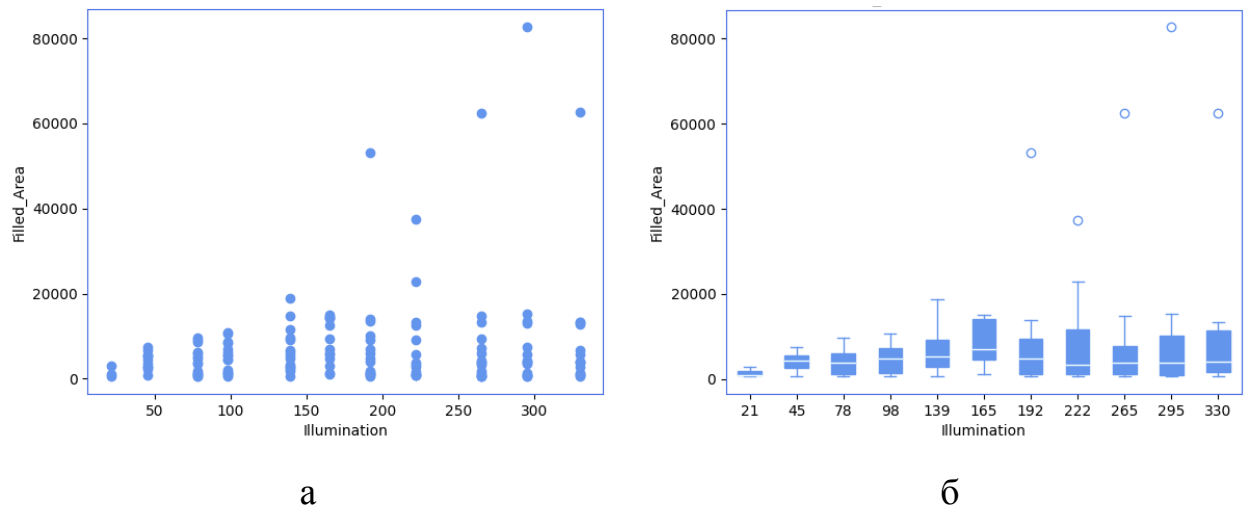


Рис. 2.22. Діаграми розподілу площ розпізнаних фрагментів пошкоджень

Лініями- викидами на такій діаграмі показано значення, що знаходяться у межах ± 1.5 міжквартильного інтервалу $IRQ = a_{75} - a_{25}$ (де a_{75}, a_{25} – відповідно 75-ий та 25-ий процентилі).

З діаграм розкиду площ можна зробити висновок, що незалежно від освітлення половина (медіана) всіх розпізнаних фрагментів пошкоджень має площу до 7 тис. пікселів. Кількість дуже великих фрагментів зростає із збільшенням освітленості. Так, при освітленні від 192 лк на зображенні з'являються фрагменти пошкоджень площею 40 тис. пікселів ті більші. Причиною цього є те, що при зростанні освітлення розпізнається більше дрібних пошкоджень, і якщо вони розташовані близько чи перетинаються, то зливаються в один великий фрагмент.

Найменший розкид площ фрагментів спостерігається при освітленні 100 лк. У контексті дослідженого зразка це пояснюється тим, що при низькому освітленні розпізнаються тільки найбільш виражені горизонтальні пошкодження, які мають приблизно однакову форму, напрям і площу. При зростанні освітлення розкид площ більший і приблизно однаковий для всіх рівнів освітлення.

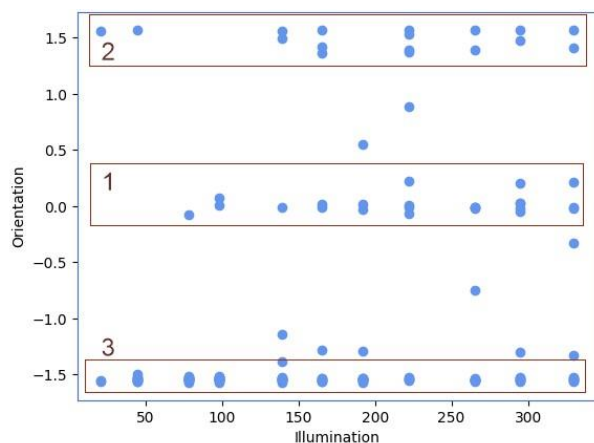


Рис. 2.23. Діаграма розподілу орієнтації розпізнаних фрагментів пошкоджень

Рис. 12 містить діаграму розсіювання орієнтації (кута нахилу) знайдених фрагментів пошкоджень. На діаграмі кожен маркер зображує розпізнаний фрагмент пошкодження. Можна виділити три групи пошкоджень, нахил яких знаходиться біля 0 рад (зона 1), та $\pm \frac{\pi}{2}$ рад (зони 2 та 3). Це відповідає візуально впізнаваним напрямкам подряпин на дослідному зразку (рис. 9), який містить переважно горизонтальні та вертикальні подряпини. Враховуючи, що пошкодження не представлені вектором напрямку, кути $+\frac{\pi}{2}$ та $-\frac{\pi}{2}$ відповідають одній і тій же орієнтації.

Для оцінювання загального впливу освітленості на результат виявлення дефектів, розраховані результати порівняли з розміченими експертом даними. Як метрику використали коефіцієнт подібності Дайса (1.1).

На рис. 2.24 показано залежність коефіцієнта DSC від рівня освітленості дослідної поверхні. Найкращого результату ($DSC = 0.94$) отримано для освітленості ~ 160 лк. Менше значення DSC при менших рівнях освітленості означає, що частина пошкоджень ще не розпізнається. Спадання DSC при високому освітленні відбувається головним чином через те, що поверхневі утвори стають краще видимими, а розпізнані фрагменти – ширшими. Крім цього, при високому рівні освітлення з'являються дрібні фрагменти, які хибно ідентифікуються як пошкодження.

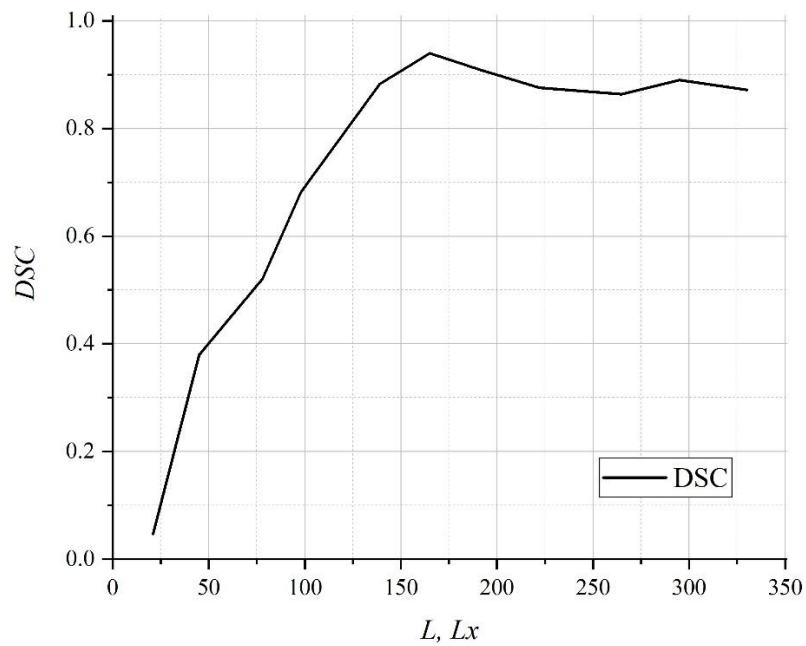


Рис. 2.24. Залежність коефіцієнта DSC від освітлення дослідної поверхні

Створено програмно-апаратний метод оцінювання впливу освітленості на ефективність розпізнавання дефектів металевої смуги з допомогою нейронних мереж, який ґрунтується на розробленій лабораторній установці та алгоритмах штучного інтелекту. Пропонований метод у поєднанні з цифровою зйомкою та обчислювальною технікою, дозволяє тестувати параметри систем технічного контролю дефектів металопрокату та оцінювати їх роботоздатність.

Запропонований підхід до діагностування, дозволяє швидко реагувати на зміну параметрів дефектів металопрокату, що у свою чергу дозволить зменшити кількість низькосортної або бракованої продукції, прискорити аналіз збоїв технологічного обладнання, знизити вплив людського фактору під час контролю якості металопрокату.

3. СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

У порівнянні з інформаційними системами підприємств, в яких функції отримання первинної інформації та прийняття рішень залежать від людини, автоматизовані вимірювальні комплекси побудовані на принципі постійного реального зв'язку з об'єктом контролю та управління, мають більшу оперативність і достовірність, а головне - в них практично повністю відсутній ризик людської помилки.

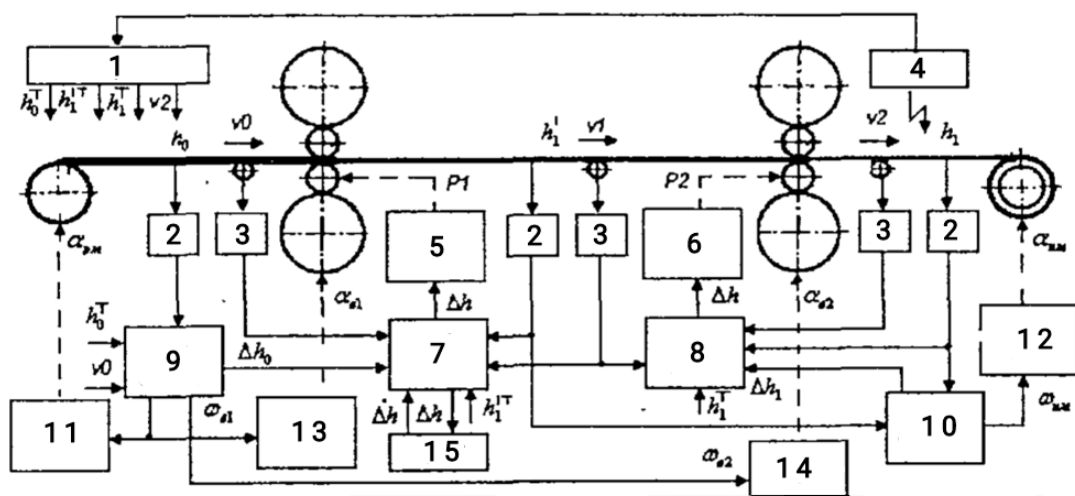


Рис. 3.1. Система керування станом холодної прокатки «КВАРТО 400 SKODA»: 1 - пристрій управління оператора; 2 - вимірювач товщини; 3 – датчик вимірювання швидкості; 4,5 - гідро натискний пристрій; 6,7 - пристрій управління гідро натискного пристрою; 8,9 - пристрій управління системи автоматичного регулювання натягу; 10 - привід розмотувального механізму; 11 - привід намотувального механізму; 12,13 - приводи валків; 14 - ланцюг корекції помилки.

Вирішено задачу оцінювання якості готової продукції прокатування. На рис. 3.1 зображено систему керування станом холодної прокатки «КВАРТО 400 SKODA». Вона містить у своєму складі інформаційно-вимірювальний модуль для оцінювання якості готової продукції, що містить вимірювач

товщини листа (2) і датчик швидкості прокатки (3), а виявлення поверхневих дефектів здійснюють на основі цифрової лінійної відеокамери BaslerWeb Ral2048.

Відома нейронна мережа VERA, впроваджена на високотехнологічний і високо продуктивний - стан 2000. VERA – покращений аналог нейронної мережі EVE, яку розробили у 2019 році та застосовували для класифікації поверхневих дефектів металопрокату на агрегаті поперечного різання №4 у цеху обробки металу №2 виробництва плоского прокату ЧерМК.

EVE знаходила чотири типи дефектів – плівку, тріщину, механічний дефект та раковину – на цифрових знімках поверхні металу. Програма є першою власною розробкою з детектування дефектів поверхні металу та замінила собою вихідний алгоритм класифікації дефектів рішення Parsytec. Мережа отримує зображення з камер Parsytec, а потім на спеціальному сервері з високопродуктивними графічними процесорами виявляє та класифікує дефекти, визначає їх параметри. Інформація про знайдені дефекти відображається на екрані оператора. EVE знаходить утричі більше реальних дефектів, порівняно зі своїм зарубіжним аналогом, а також у 13 разів менше хибних дефектів. Також мережа відсортує багато дрібних некритичних і помилкових дефектів, знижуючи навантаження на персонал і підвищуючи продуктивність цеху.

Нова програма – нейронна мережа VERA – аналогічна, але при цьому складніша, алгоритм знаходить та класифікує більшу кількість дефектів. Вона здатна знаходити вже 19 класів дефектів. Програма містить аномальності, який дозволяє виявляти нетипові зображення. Також оновлено інтерфейс користувача, він став зручнішим, додано нові функції, наприклад, концепцію «лайк-дизлайк», яка дозволяє оператору вказувати моделі на помилки та правильні рішення в нестандартних ситуаціях. Даний підхід дозволяє адаптувати програму до умов, що змінюються: модель періодично донавчається на виправленнях оператора і адаптується під технологічний процес.

Тобто система діагностування пошкодженості металопрокату містить:

ІР-камери з частотою 8000 кадрів за секунду. Результат обробки – в реальному часі. Має власну припливну систему вентиляції для охолодження камер та освітлювачів, а також для створення надлишкового тиску в зоні вимірювання з метою відсікання окалини та води від прокату.

Систему контролю геометричних параметрів лінії прокату металу - на базі 2D лазерних профілометрів, що дозволяють проводити контроль продукції на будь-якій швидкості з компенсацією впливу вібрації.

Систему відеоконтролю якості поверхні на лінії прокату металу, з урахуванням камер машинного зору. Для розпізнавання дефектів застосовують комп'ютерні алгоритми нейромереж.

Систему машинного зору на агрегаті поздовжнього різання для контролю дефектів. Камера машинного зору, синхронізована із системою освітлення, отримує зображення від поверхні металопрокату з двох сторін. Отримане зображення проходить обробку виявлення зон дефектів, надалі аналізується нейронної мережею щодо класифікації дефектів в датасеті. Датасет заздалегідь визначено зразками зображень класифікації. Результати аналізу виводяться на АРМ операторів з інтеграцією в АСУТП.

Виявляються дефекти розмірами від 0,5х0,5 мм, з контрастністю 0,2 вебери, які проходять онлайн-класифікацію за більш ніж 30 параметрами. Зберігання інформації в архіві можливе на будь-який час.

Система контролю профілювання прокатних валків - вимірювальний прилад із цифровими контактними датчиками контролю профілю. Результати передають на інтегрований в АСУТП мікрокомп'ютер, який візуалізує результати у вигляді профілю на інтерфейсі та синхронізує отримані дані з цільовими показниками (профілем). Точність до 2 мкм, зберігання інформації в архіві на час.

Система контролю якості змотування сталевого рулону. Лазерні профілометри за принципом тріангуляції сканують торцеву частину рулону,

виявляють відхилення від цільового значення профілю, виявляють відхилення до 0,5 мм. Отримані дані підсумовують по всьому торцю змотаного об'єкту контролю та синхронізують для визначення критичних відхилень у сукупності.

Відхилення від заданих значень якості змотування виводяться на інтерфейс оператора та інтегрується до АСУТП підприємства. Зберігання інформації в архіві можливе на будь-який час.

Система машинного зору контролю якості поверхні при змотуванні. Камери машинного зору, синхронізовані з індивідуальною системою освітлення, одержують зображення від поверхні каната з усіх боків. Отримане зображення проходить обробку виявлення зон дефектів, надалі аналізується нейросетевой моделлю з метою класифікації. Датасет заздалегідь визначений нормативними значеннями у вигляді зображень. Результати аналізу виводять на АРМ операторів, з інтеграцією в АСУТП з метою зупинення виробництва та коригування технологічних параметрів. Виявлення та виявлення від восьми видів дефектів в онлайн-режимі. Зберігання інформації в архіві можливе на будь-який час.

Автоматизована система атестації темплетів. Камери машинного зору, синхронізовані з індивідуальною системою освітлення, одержують зображення від поверхні листової заготовки. Отримане зображення обробляють, для виявлення зон дефектів, надалі аналізується в нейромережевій моделі з метою класифікації. Датасет заздалегідь визначений нормативними значеннями листової заготовки у вигляді зображення.

Методики випробування матеріалів з локалізованими дефектами

Розроблення методів випробування матеріалів з локалізованими дефектами (рисками, потертостями, подряпинами) з метою оцінювання залишкової міцності та деформівності на певній базі вимірювань є важливим науковим завданням. При випробування металопрокату використовують екстензометри,

З наклеєними на пружних елементах тензорезисторами. Деформування ніжки тензомера перетворює деформацію чутливих елементів у електричний сигнал.

В кваліфікаційній роботі використали високоточні тензорестори "DST-5" і тензорезистори "IMDT-20" та "IMDT-8", які спроектовано та виготовлено на ДП «Антонов» (м. Київ).

Приклад екстензометра, яким вимірювали повздовжні та поперечні деформації зразків в зоні локалізації деформацій (зварного шва) показано на рис. 3.2.

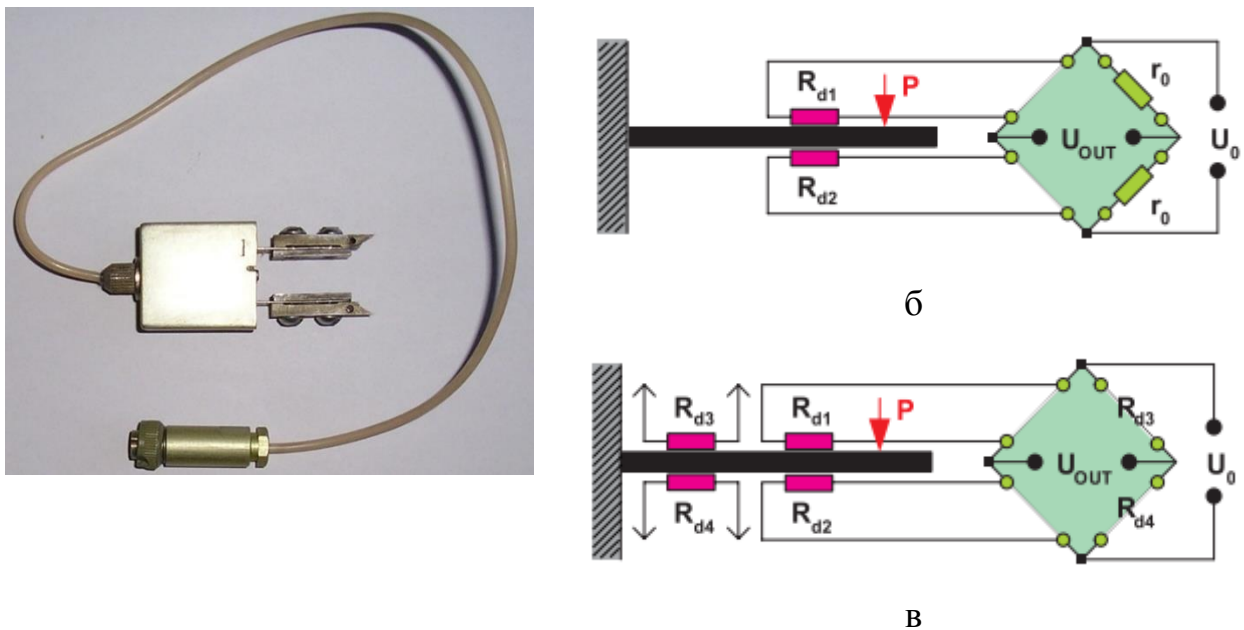


Рис. 3.2. Загальний вигляд екстензометра – а, напівмостова схема підключення – б та повномостова схема з двома активними тензорезисторами

Напівмостова схема з двома активними тензорезисторами, розташована таким чином, що вони сприймають деформацію різного знаку (перший – розтяг, другий – стиск)

При підключення тензорезисторів слід:

- вживати заходів, щодо запобігання вимірювальних каналів від завад;
- використовувати відповідне багатожильне підключення давачів для виключення впливу з'єднувальних дротів;

- слід враховувати, що тензорезистивні мостові схеми слід на початковому етапі балансувати, оскільки розкид номінальних значень показів тензорезисторів, навіть в межах однієї партії, може 1% і більше.

Метрологічні та експлуатаційні характеристики тензорезисторів, як датчиків деформації, залежать не лише від їх індивідуальних властивостей, але й від способу та якості їх монтажу на об'єкті вимірювання. Є технологічні прийоми кріплення промислових тензорезисторів, що наводяться у відповідній технічній документації. Основним способом монтажу тензорезисторів є приклеювання. Зазвичай виробники тензорезисторів рекомендують найбільш підходящі клеї.

Залежно від допустимих робочих температур тензорезисторів та об'єктів вимірювання використовують різні клеї, які поділяються на полімерні та керамічні. Серед полімерних клеїв (термопластичних та термореактивних) можна виділити висихаючі за кімнатної температури та за підвищених температур (100-250 °C) та підвищених тисках.

Керамічні клеї використовують при високих робочих температурах, оскільки температури їх затвердіння або спікання сягають сотень градусів (300-1000 °C)

Поверхню пружного елемента перед приклеюванням тензорезистора ретельно очищають механічними та хімічними засобами. Процес затвердіння контролюють за спеціальною температурно-часовою програмою. Після тверднення приклеєні тензорезистори захищають від дії зовнішнього середовища докільля.

Стандартна база вимірювань екстензометрів при вимірювання поздовжньої деформації була 16 мм. База вимірювання поперечної деформації становить 8 мм. Поздовжню деформацію вимірюють та записують з точністю ± 1 мкм.

Тарувальні графіки повірення тензодинамометра і екстензометрів довели їх високі експлуатаційні якості. Для тензодинамометра «ДСТ-5», який має

межа вимірювань зусилля від 0 до 5 т.с., зафіксовано наступні складові похибки:

- систематична складова похибки – 0,04679;
- гістерезис – 0,07799;
- середньоквадратичне відхилення – 0,004566;
- нелінійність – 0,05793;
- відхилення від номінального значення – відсутнє
- приналежність до категорії точності 1,00.

Для спроектованого екстензометра, що має межі вимірювань деформацій – 0...8 мм виявлено наступні складові похибок:

- систематична – 0,36678;
- гістерезис – 0,09949;
- середньоквадратичне відхилення – 0,18692;
- нелінійність – 0,40823;
- відхилення від номінального значення – 0,000001.

Для екстензометра «ІМДТ-8» з межами вимірювань деформацій – 0...8 мм були зафіксовані наступні складові похибки:

- систематична складова похибки – 0,15761;
- гістерезис – 0,07390;
- середньоквадратичне відхилення – 0,04327;
- нелінійність – 0,17872;
- відхилення від номінального значення – 0,00000.

Розроблені засоби тензо- і динамометрії тарували перед початком кожного циклу випробувань за допомогою спеціального пристосувань фірми «INSTRON». Крім того, було використано еталонний динамометр 3-го розряду типу ДОС-5.

Послідовність тарування динамометра

Тарування здійснювали для перевірки стабільності чутливості динамометра. Динамометр тарували перед кожною великою серією дослідів. Тарування проведено на повірочному стенді в такій послідовності:

- 1) Встановлювали динамометр на тарувальний стенд.
- 2) Навантажували динамометр еталонним навантаженням і зафіксувати покази динамометра.

У межах діапазону вимірювання динамометра дають 3-4 різні значення еталонного навантаження. При таруванні величину $M_{кро}$ визначають як добуток сили на відстань цієї сили від центру круглого фланця державки динамометра.

За даними тарування побудовано графіки тарування.

Тарувальні графіки динамометра будують у наступних координатах: по вертикалі відкладають показання динамометра в одиницях відлікового приладу $A_{мка}$, а по горизонталі величину P/m , тобто. величину діючої сили моменту, поділену на значення коефіцієнта посилення. Під коефіцієнтом посилення розуміється цифра, що відповідає положенню перемикача підсилювача. Нахил прямого тарувального графіка характеризується величиною коефіцієнту K . Тарувальні графіки екстензометрів і тензодинамометра зображено на рис. 3.3.

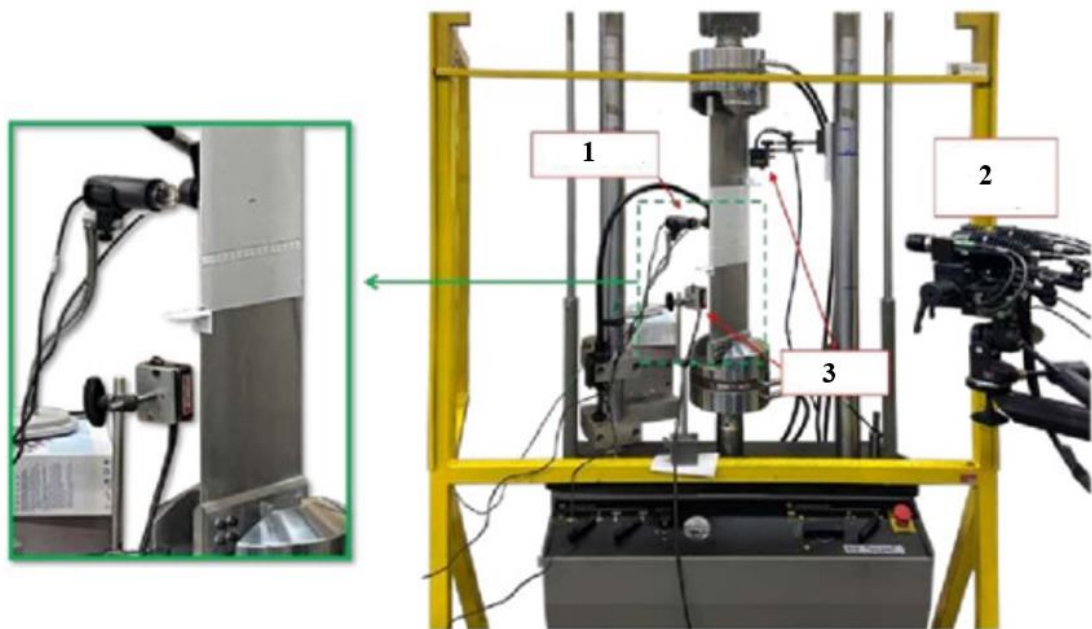


Рис.

Рис. 3.3. Схема статичного розтягу металевої смуги на основі використання висошвидкісних камер і лазера: 1- камери; 2- система цифрової обробки зображень; 3 - лазери

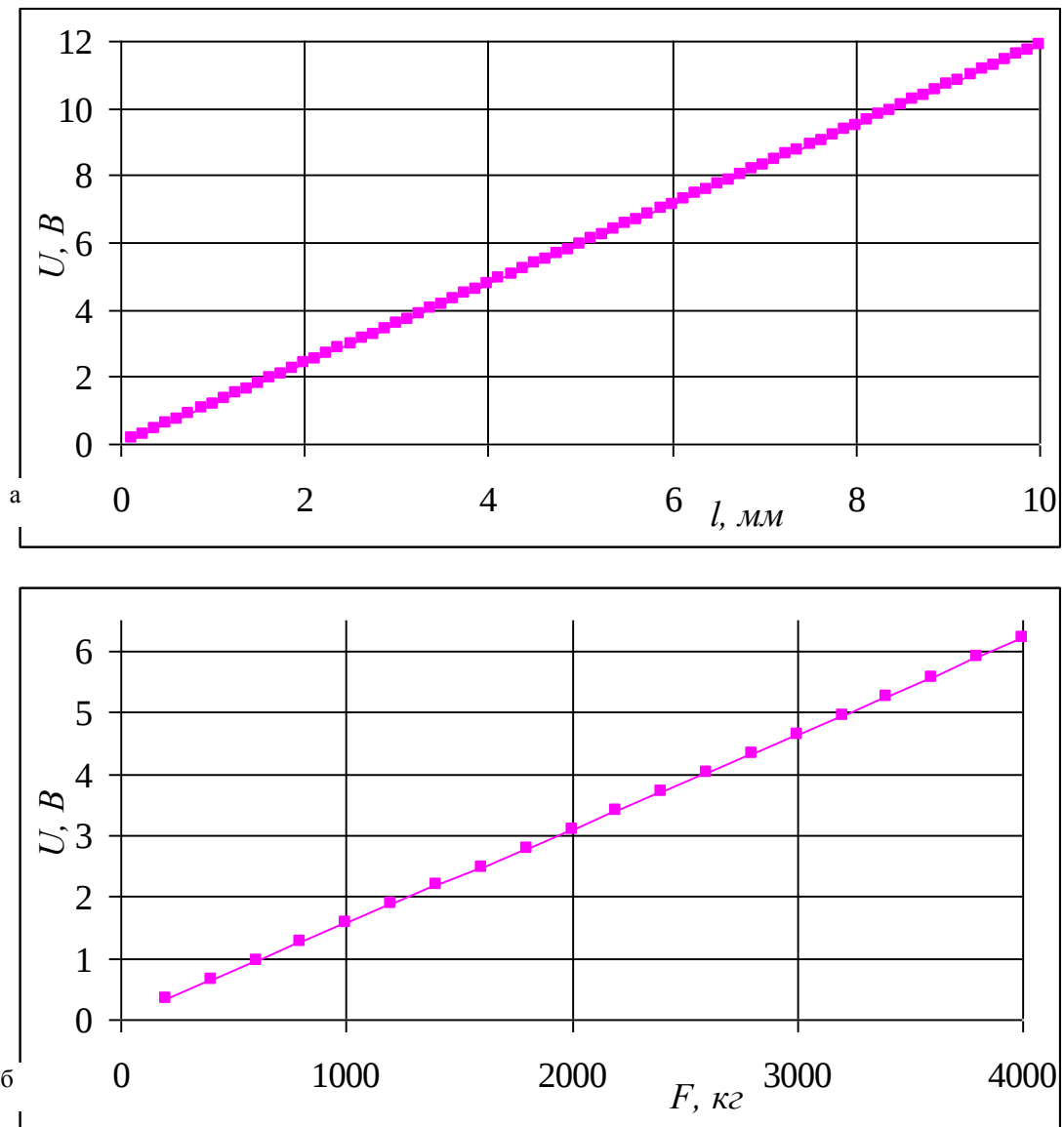


Рис. 3.4. Тарувальні прямі:

а- давач поздовжніх деформацій; б – давач зусилля

Після проведення експерименту є можливість перегляду та назву графіків деформування в зручній формі, навіть за умови припинення обміну даними між програмою та контролером. Спостереження за деформуванням матеріалу та визначення його міцності на розрив і пластичності є одним із найважливіших і поширених видів випробувань.

Випробування на статичний розтяг проводили шляхом рівномірного і безперервного збільшення навантаження на зразки з круглим або прямокутним перерізом на випробувальній машині СТМ-100. Процес деформування

відбувався в наступній послідовності: пружна деформація, пружно-пластична деформація та руйнування.

становили: $\sigma_b = 350$ МПа, $\sigma_{0.2} = 174$ МПа, $\delta = 28$ %.

MTL32 – це платформа, яка забезпечує керування випробувальними силовими установками різних типів, в яких використано 32-бітні контролери 2370 серії. Це забезпечує підключення за схемою GDS (Global Data Sharing) Програмне забезпечення використовує такі тестові системи: одна станція – один привід; одна станція – кілька приводів; багато станцій – один привід; багато станцій – багато приводів.

Програма забезпечує:

- управління процесом вимірювання;
- запис експериментальних даних;
- задання різних видів навантаження (синусоїдальне, статичне та імпульсне);
- точне калібрування приладів;
- визначення та фіксування допустимих меж навантаження з вибором дій за їх досягнення.

Для початку роботи слід виконати команду Operate/Go online(Go offline) для її підключення до апаратного забезпечення.

За умов використання MTL32 кількома дослідниками вибір профілю користувача проводили в меню User. Змінення налаштувань програми виконують за наявності прав адміністратора. Зручність проведення випробувань та чіткий розподіл параметрів виконують у низці панелей меню налаштувань, які буде показано нижче. Розглянемо основні з них:



Рис. 3.5. Елемент панелі налаштувань «System»

Елемент панелі налаштувань System використовували для встановлення апаратних параметрів, перед початком експерименту. Ці параметри є необхідною умовою взаємодії програми з контролером.



Рис. 3.6. Елемент панелі налаштувань «Actuator»

Actuator забезпечує зміну параметрів давача експериментальних даних. При встановленні параметрів роботи цієї панелі слід звернути увагу на частоту опитування даного датчика (Log Hz).



Рис. 3.7. Елемент панелі налаштувань «Servo»

Панель «Servo» забезпечує встановлення інтегральних та диференціальних параметрів за умови зміни давача.



Рис. 3.8. Елемент панелі налаштувань «Calibration»

При підключенні давача (використовували тензодавач під'єднаний за мостовою схемою) насамперед виконували його калібрування. При першому підключенні вибирали наступні програмні та апаратні коефіцієнти:

- h/offs, - встановлення діапазону вимірювань;

- Gain1 - коефіцієнт підсилення датчика;
- Gain2 – коефіцієнт підсилення датчика;
- Range – діапазон вимірювань величин;

Програмні коефіцієнти:

- s/w gain – коефіцієнт програмного підсилення;
- s/w off - зміщення початку відліку.

Проводили калібрування наступні послідовності:

- автоматичне калібрування натисканням кнопки ;
- послідовний вибір коефіцієнтів Gain2, Gain1 та h/offs;
- встановлення діапазону вимірювань Range. Здійснювалось якщо поточне його значення не відповідало бажаному після автокалібрування.

За наявності похибки вимірювання корекцію проводили програмними коефіцієнтами підсилення s/w gain та s/w off.



Рис. 3.9. Елемент панелі налаштувань «Limits» (встановлення меж)

Це забезпечило встановлення допустимих меж навантаження, з метою безпечної роботи випробувального обладнання. За досягнення верхньої та нижньої меж навантаження виконується функція Stop (припинення навантаження), Hold (тримання навантаження), Trip (розвантаження). Опція Arm Limits вводить в дію встановлені обмеження.



Рис. 3.10. Панель Console (параметри експерименту)

На цій панелі визначали параметри експерименту. Зокрема канал керування випробувань (зусилля, переміщення, екстензометр). Поле Mean фіксує значення якого слід досягнути. Amplitude – за амплітуду. Показник Hz нормує час виходу на задане значення Mean. В полі Cycles вказували кількість циклів виконання.

Після введення всіх заданих параметрів, виконували в становлення допустимих меж навантаження. Калібрування проводили до початку випробувань. Для цього вмикали режим високого тиску  →  і розпочинали . Для зупинення калібрування натискали  і вимикали режим високого тиску .

Вимірювальна система та методика проведення випробувань забезпечує запис діаграм деформування у режимі реального часу. Для проведення і обробки результатів випробувань під час виведення на монітор ПК будували графік навантаження (P) – видовження (Δl) з частотою вимірювань до 18 вим/сек. Усереднення результатів випробувань в межах 1...50 отриманих експериментальних точок призначали перед початком експерименту.

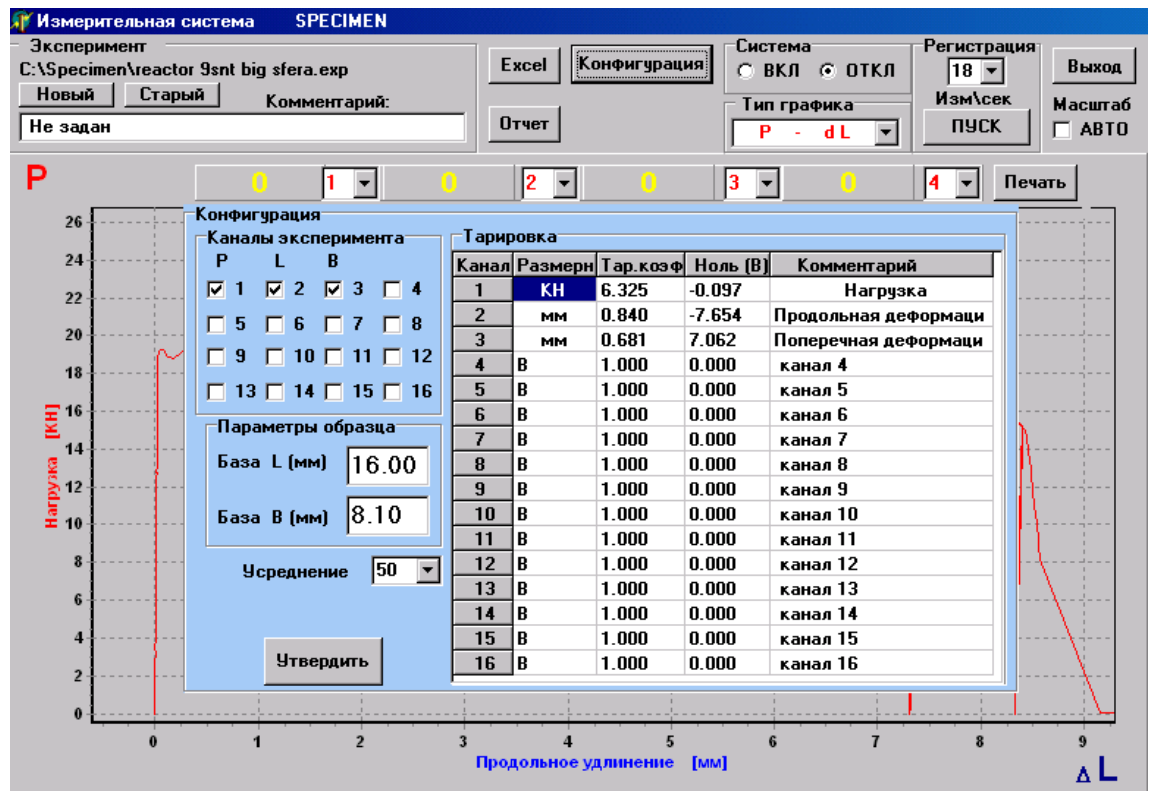


Рис. 3.11. Вибір системи вимірювання деформацій зразків у меню конфігурації експерименту

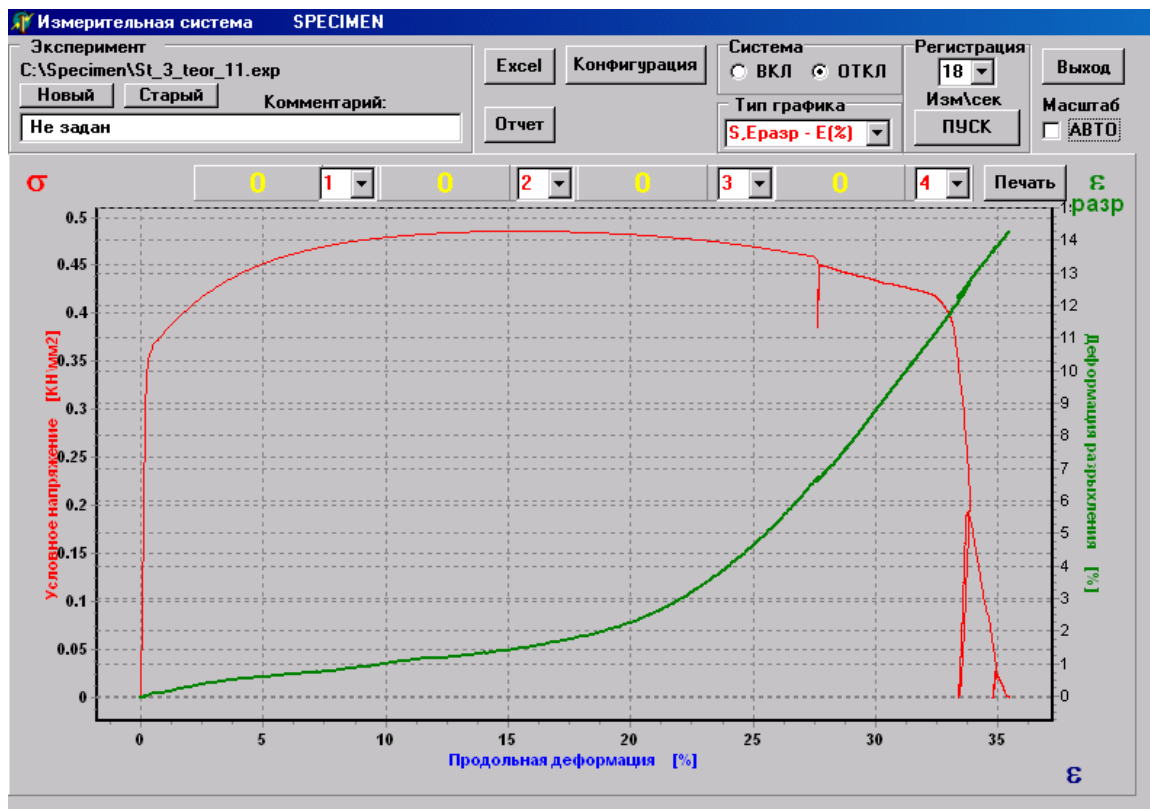


Рис. 3.12. Побудова графічних залежностей завершеного експерименту

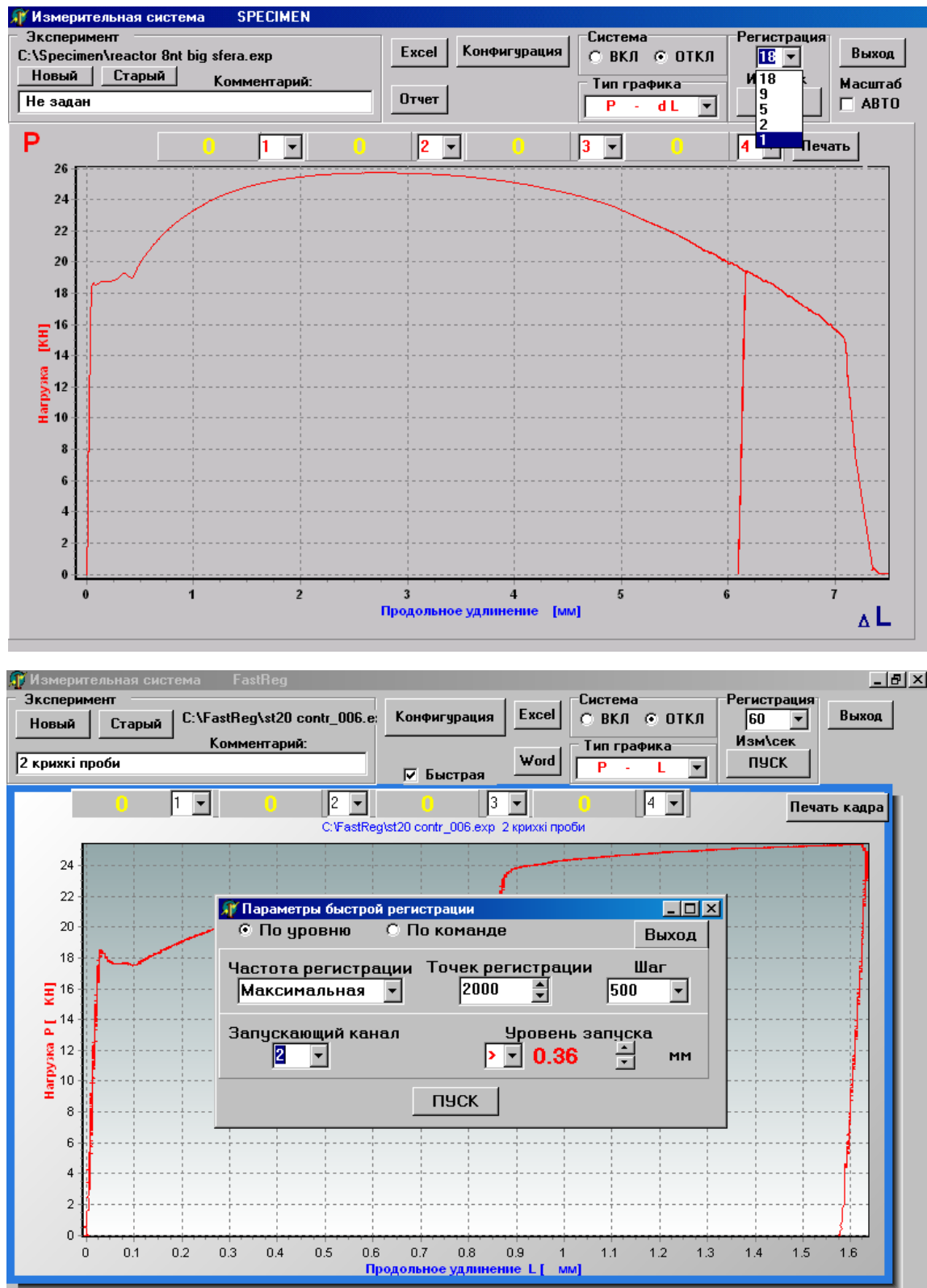


Рис. 3.13. Встановлення швидкості реєстрування сигналів

Подальше доопрацювання вимірювальної системи дозволило істотно підвищити частоту вимірювань протягом випробувань. До базової версії

системи додано опцію швидкий старт «FastReg. Механічні властивості досліджених смуги металопрокату сталі за результатами випробувань

4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

4.1. Заходи з охорони праці під час роботи з обчислювальною технікою

На робочому місці до виконання службових обов'язків допускають працівників за станом здоров'я, які пройшли вступний і попередній інструктаж на робочому місці та проінструктовані з безпечної роботи на обладнанні, встановленому на робочому місці. Працюючи на цьому робочому місці, працівники можуть зазнавати впливу таких небезпечних і шкідливих виробничих факторів:

- підвищене електромагнітне випромінювання;
- підвищена статична електрика;
- шкідливі випаровування, що утворюються в результаті хімічних реакцій;
- перенапруження зорового аналізатора і підвищений рівень шуму;
- підвищена кількість УФ-випромінювання;

Наставник повинен показати робоче місце підопічного і дати йому загальну характеристику. Перелік виробництв і професій із шкідливими умовами праці та робіт, які мають право на скорочену тривалість роботи та додаткові відпустки визначає регламент надання додаткових відпусток працівникам, які постійно працюють у шкідливих умовах праці;

До робочого дня включають також час, витрачений на підготовчі роботи, допоміжні роботи та роботи з поточного обслуговування поза робочим місцем для забезпечення виконання працівником трудових завдань, визначених виробничо-технічною документацією.

Враховуючи трудові інструкції для працівників ЦОД (ЦОД), якими визначено робочий час використання обчислювальної техніки (КТ), право на додаткову відпустку мають:

- оператор комп'ютера;
- розробник програмного забезпечення.

Особливе значення для профілактики професійних захворювань при виконанні робіт ПТ має система праці та відпочинку, яка покликана запобігти віддаленій дії на людину шкідливих виробничих факторів.

Відсутність чіткості в державних нормативних актах щодо робочих правил використання комп'ютерних пристроїв змусила робочі групи, працівників і роботодавців зустрічатися з питань охорони здоров'я та безпеки та встановлювати ці правила в місцевих нормативних актах, щоб працівники могли скористатися гнучким робочим часом.

Особливості охорони праці користувачів та операторів ПК (персональних комп'ютерів та комп'ютерних станцій, автоматизованих робочих місць (АРМ) з ЕОМ).

1. Загальні вимоги безпеки.

1.1 Персонал, який пройшов медичний огляд, вступний інструктаж, інструктаж на робочому місці та перевірку знань з охорони праці, дозволяється використовувати для роботи персональні комп'ютери та зовнішню комп'ютерну техніку.

1.2. Оператори та користувачі комп'ютерів зобов'язані:

1.2.1. Дотримуватись правил внутрішнього розпорядку;

1.2.2. Якщо ви працюєте в телефонній компанії, ви повинні розуміти правила охорони здоров'я та безпеки та своєчасно відповідати потребам вашої команди з електробезпеки.

1.2.3. Виконуйте тільки ті роботи, які передбачені інструкцією з експлуатації пристрою та робочими інструкціями, затвердженими керівництвом підприємства, і ознайомтеся з безпечними способами їх виконання.

1.2.4. Розуміти та надавати першу допомогу при ураженні електричним струмом та інших нещасних випадках.

1.2.5. Зверніть увагу на інформацію щодо протипожежних заходів.

1.3. При використанні комп'ютерів і їх периферійних пристроїв можуть виникнути такі небезпечні і шкідливі виробничі фактори:

- Ураження електричним струмом;
- Травми, спричинені рухомими частинами зовнішніх пристроїв;
- Залежно від конструктивних особливостей візуальні дисплеї (монітори)

створюють різні види випромінювання, зокрема: рентгенівське, радіочастотне, ультрафіолетове. Робота за комп'ютером часто викликає значну зорову та загальну втому, якщо не вживати запобіжних заходів і не дотримуватися робочих процесів.

1.3.1. Жінкам у період вагітності та годування груддю забороняється виконувати всі види робіт, пов'язані з використанням пристроїв відображення та персональних комп'ютерів.

1.4. Організація робочого місця.

1.4.1. Місце повинно бути освітлене природним і штучним освітленням.

1.4.2. Робоча станція, на якій розміщені пристрої відображення або ПК для дорослих користувачів, повинна мати площу не менше 6,0 м² і об'єм не менше 20,0 м³.

1.4.3. Застосування комбінованих систем освітлення допускається в виробничих, адміністративних і громадських приміщеннях, де документальна робота є основним завданням.

1.4.4. Освітленість поверхні столу в зоні розміщення працівників і документів повинна становити 300-500 лк.

1.4.5. Робоче місце має бути розташоване відносно денних прорізів так, щоб природне світло надходило переважно зліва на бік. Щоб запобігти надмірній втомі та напрузі під час використання монітора, необхідно під час регулярних перерв виконувати кілька комплексів спеціальних вправ (див. нижче).

1.4.6. Схема розміщення долинного АРМ з ВДТ і ПК враховує відстань між АРМ з відеомоніторами (до задньої частини одного відеомонітора і екрана іншого відеомонітора). не має бути менше . Відстань між сторонами відеомоніторів повинна бути не менше 1,2 м.

1.4.7. Висота верстака повинна регулюватися в межах 680 - мм. Якщо це неможливо, то висота повинна бути 1600 x 900 мм. Під робочою поверхнею повинно бути достатньо місця для ніг з розмірами висоти, ширини та глибини.

1.4.8. Діагональ екрану не повинна бути маленькою (14 дюймів), а відстань між очима і екраном повинна бути в межах 40.

1.4.9. Робоча поверхня (стілець) повинна мати можливість нахилу, а висота, кут нахилу та відстань спинки від переднього краю сидіння повинні регулюватися.

Її конструкція повинна забезпечувати:

- Ширина і глибина сидіння не повинні бути менше.
- Сидіння має округлений верхній край;
- Висота сидіння регулюється в межах 400°, кут нахилу до 15 градусів вперед і до 5 градусів назад.
- Висота опорної поверхні спинки плюс-мінус 300, ширина не менше, а радіус кривизни горизонтальної поверхні -;
- Кут нахилу спинки у вертикальній площині в межах 0+/-30 градусів;
- Відстань між спинкою і переднім краєм сидіння регулюється в межах 250;
- Стаціонарні або знімні підлокітники довжиною не менше 50; підлокітники регулюються до 230 +/- висоти над сидінням і до 350 внутрішньої відстані між підлокітниками.

1.4.10. Робоче місце повинно бути обладнане підставкою для ніг шириною не менше 300 мм і глибиною не менше 300 мм, з регулюванням висоти до 20 градусів і кутом нахилу опорної поверхні опори вгору до 20. ступенів. Поверхня кронштейна має бути рифленою і містити високий виступ з переду.

1.4.11. Робочі станції з екраном або ПК повинні мати стіл, куди можна легко переміщати файли.

1.4.12. Клавіатуру слід розташувати на поверхні столу на відстані 100 метрів від краю до користувача або на спеціальній робочій поверхні з регульованою висотою окремо від основного столу.

1.5. Потерпілі або свідки повинні негайно повідомити про нещасний випадок на виробництві своєму безпосередньому керівнику.

1.6. Невиконання цієї Політики тягне за собою відповідальність згідно з правилами внутрішнього трудового розпорядку або штрафні санкції, встановлені кодексом законів «Про працю» України.

2. Вимоги безпеки перед початком роботи.

2.1. Одягайте робочий одяг (халат) і технічне взуття (тапочки), які відповідають чинним нормам, і ретельно підвертайте їх, щоб запобігти провисанню та здавленню обох кінців під час руху.

2.2. Забезпечити зовнішнім оглядом наявність з'єднувальних кабелів і проводів, джерел безперебійного живлення (ДБЖ), системних блоків, моніторів, клавіатур і зовнішніх обчислювальних пристроїв.

2.3. Перевірити умови освітлення на робочому місці.

2.4. Не виконуйте технічне обслуговування джерел безперебійного живлення, системних пристроїв, моніторів і зовнішніх комп'ютерних пристроїв.

2.5. Після ввімкнення комп'ютера забороняється безперебійне живлення пристроїв, системних пристроїв, моніторів і зовнішніх пристроїв мобільного комп'ютера.

2.6. Про виявлені під час огляду робочого місця недоліки і несправності необхідно повідомити чергового керівника (інженера) і вжити заходів щодо їх повного усунення.

2.7. Розміщення клавіатури та миші на робочому місці має максимально забезпечувати зручність використання та запобігти появі непотрібних предметів у робочій зоні.

2.8. У приміщенні, де знаходиться комп'ютер та його периферійні пристрої, курити заборонено.

2.9. Заборонено їсти біля комп'ютерів і зовнішніх пристроїв.

7.3. Санітарно-гігієнічні вимоги у лабораторному приміщенні

Виробнича санітарія – система організаційних, гігієнічних і санітарно-технічних заходів і засобів [32], які запобігають дії на робітників виробничих факторів.

Виробнича санітарія включає оздоровлення повітряного середовища і нормалізацію параметрів мікроклімату в робочій зоні, захист працюючих від шуму, вібрації, ультразвуку і електромагнітних випромінювань; забезпечення потрібних нормативів природнього і штучного освітлення; підтримання у відповідності з санітарними вимогами території підприємства, основних виробничих і допоміжних приміщень [32]. Основними санітарно-технічними системами забезпечення потрібних умов праці у даному випадку є: система вентиляції і кондиціонування повітря, система опалення, освітлення виробничих приміщень. В розливочному цеху встановлена система приточно-витяжної вентиляції. Опалення цеху парове. Подача тепла здійснюється від загальнозаводської котельні.

Вимоги до освітлення

Основні вимоги охорони праці до освітленості такі. Освітленість повинна бути достатньою і відповідати характеру зорових робіт. Освітленість повинна бути рівномірною без різких тіней. Між об'єктом розрізнення і фоном, на якому розглядається об'єкт, повинна бути деяка контрастність [32]. Джерело світла не повинно осліпляти працюючого. Рівень освітленості робочих поверхонь повинен бути постійним в часі і мати оптимальний спектральний склад світла. Електроосвітлювальні пристрої повинні бути безпечними при експлуатації.

$$P = P_{\text{нм}} \cdot S_n / n = 15 \cdot 900 / 150 = 90 \text{ Вт}.$$

Протипожежні заходи

Будівлі та їх частини у яких розміщені ЕОМ, повинні мати не нижче II ступінь вогнестійкості. Пожежі помешкань з ЕОМ представляють собою особливо небезпечні ситуації, так як пов'язані з великими матеріальними втратами. Пожежа може виникнути при взаємодії горючих речовин [31].

Можливі причини виникнення пожежі у приміщенні роботи програмістів і операторів ЕОМ:

- а) недотримання правил експлуатації електронно-обчислювальної техніки;
- б) недотримання правил пожежної безпеки;
- в) перегрів розеток та частин обладнання перехідного опору у місцях сполук;
- р) несправність загального чи місцевого освітлення робочих місць.

Горючими компонентами у приміщенні є:

- а) віконні рами, двері, робочі столи;
- б) книжки, довідники-роздруківки програм, інші робочі матеріали;
- в) розчинники, мастила та інші пожежонебезпечні речовини, які періодично йдуть на проведення ремонтних і профілактичних робіт на встановленому у приміщенні устаткуванні.

Джерелами виникнення пожежі є:

- а) елементи електропроводки, що потенційно можуть перегріватись внаслідок несправності устаткування чи порушення правил експлуатації устаткування;
- б) устаткування, встановлене у приміщенні.

Щоб запобігти пожежі необхідно проводити ряд технічних і організаційних заходів у відповідність до ГОСТ 12.1.004 – 91 і ГОСТ 12.4.009 – 83.

У системі запобігання пожежі передбачити:

Встановлюють 1 вогнегасник на 40 – 50 м² [31], але не менше двох у приміщенні. У приміщенні де, проводяться роботи, пов'язані зі створенням автоматизованої системи збирання та опрацювання інформації необхідно встановити 2 вогнегасника ЗУ – 5;

- а) ящик з піском обсягом 0,5 м³;

б) систему з автоматичною пожежною сигналізацією з датчиками, що реагують на поява диму ФНП – 1 з розрахунку 1 на 10 м² ;

в) телефон, встановлений у легкодоступному місці.

Організаційно-технічні заходи щодо пожежної безпеки містять у собі такі положення:

а) включення питань пожежної профілактики в усі інструктажі технічної безпеки;

б) заборона паління в неналежному місці;

в) призначення відповідального за пожежну безпеку;

г) контроль ізоляції і реальний стан електропроводки з періодичністю 1 раз на рік.

ВИСНОВКИ

Методи глибокого навчання нещодавно почали використовуватися для вирішення проблем виявлення поверхневих дефектів у промисловому контролі якості. Однак із великою кількістю даних, необхідних для навчання, які часто вимагають високоточних міток, багато промислових проблем не можна легко вирішити, або вартість рішень значно зростає через вимоги до анотацій. У цій роботі ми пом'якшуємо важкі вимоги до методів навчання під наглядом і зменшуємо потребу в дуже детальних анотаціях. Пропонуючи архітектуру глибокого навчання, ми досліджуємо використання анотацій різних деталей, починаючи від слабких (на рівні зображення) міток і закінчуючи змішаним наглядом і закінчуючи повними (на рівні пікселів) анотаціями для завдання виявлення поверхневих дефектів. Запропонований метод оцінено на кількох наборах даних для промислового контролю якості: KolektorSDD, DAGM та Severstal Steel Defect. Ми також представляємо новий набір даних під назвою KolektorSDD2 із понад 3000 зображеннями, що містять кілька типів дефектів, отриманих під час вирішення реальної промислової проблеми.

Визначено технологічні параметри процесу металопрокату, що впливають на якість готової продукції. Встановлено виникнення поверхневих дефектів при переході до тонколистового прокату, обґрунтовано класи поверхневих дефектів, що мають суттєві метрологічні відмінності, та визначено їх ознаки (спектральні, геометричні та оптичні) і-метрики виміру. Запропоновано принцип удосконалення оцінки якості листового прокату кольорових металів на основі розпізнавання дефектів.

Підсумовано труднощі розпізнавання поверхневих дефектів металопрокату, а потім описано типи поверхневих дефектів. Представлено детальне порівняння ключового апаратного забезпечення системи виявлення поверхневих дефектів. Представлено систематичну класифікацію алгоритмів розпізнавання дефектів сталевих поверхні, огляд літератури для кожної категорії та короткий виклад характеристик необхідного обладнання.

Вважаємо, що пропонуванй підхід, стане основним алгоритмом для розпізнавання дефектів сталі в майбутньому, оскільки він підтримує точність і стабільність результатів навчання, подібні до алгоритму навчання під наглядом, одночасно значно знижуючи вимоги до набору даних. Подальші дослідження будуть зосереджені на алгоритмах навчання зі слабким контролем у двох напрямках: зменшення складності алгоритму та підвищення ефективності виявлення дефектів.

References

Список літератури

1. El-Agamy, M.; Awad, M.A.; Sonbol, H.A. Automated inspection of surface defects using machine vision. In Proceedings of the 17th International AMME Conference, Cairo, Egypt, 19–21 April 2016; Volume 19, p. 21.
2. Andreopoulos, A.; Tsotsos, J.K. 50 years of object recognition: Directions forward. *Comput. Vis. Image Underst.* 2013, 117, 827–891.
[CrossRef]
3. Duan, X.; Duan, F.; Han, F. Study on surface defect vision detection system for steel plate based on virtual instrument technology. In Proceedings of the 2011 International Conference on Control, Automation and Systems Engineering (CASE), Singapore, 30–31 July 2011; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2011; pp. 1–4.
4. Xu, K.; Liu, S.; Ai, Y. Application of Shearlet transform to classification of surface defects for metals. *Image Vis. Comput.* 2015, 35, 23–30.
[CrossRef]
5. He, Y.; Song, K.; Meng, Q.; Yan, Y. An end-to-end steel surface defect detection approach via fusing multiple hierarchical features. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2019, 69, 1493–1504. [CrossRef]
6. Yun, J.P.; Lee, S.J.; Koo, G.; Shin, C.; Park, C. Automatic defect inspection system for steel products with exhaustive dynamic encoding algorithm for searches. *Opt. Eng.* 2019, 58, 023107.
7. Wang, H.; Zhang, J.; Tian, Y.; Chen, H.; Sun, H.; Liu, K. A simple guidance template-based defect detection method for strip steel surfaces. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2018, 15, 2798–2809. [CrossRef]
8. Chigateri, K.B.; Hebbale, A.M. A steel surface defect detection model using machine learning. In *Materials Today: Proceedings*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2023.

9. Nath, V.; Chattopadhyay, C.; Desai, K.A. NSLNet: An improved deep learning model for steel surface defect classification utilizing small training datasets. *Manuf. Lett.* 2023, 35, 39–42. [CrossRef]
10. Luo, Q.; Fang, X.; Liu, L.; Yang, C.; Sun, Y. Automated visual defect detection for flat steel surface: A survey. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2020, 69, 626–644. [CrossRef]
11. Luo, Q.; Fang, X.; Su, J.; Zhou, J.; Zhou, B.; Yang, C.; Liu, L.; Gui, W.; Tian, L. Automated visual defect classification for flat steel surface: A survey. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2020, 69, 9329–9349. [CrossRef]
12. Czimmermann, T.; Ciuti, G.; Milazzo, M.; Chiurazzi, M.; Roccella, S.; Oddo, C.M.; Dario, P. Visual-based defect detection and classification approaches for industrial applications—A survey. *Sensors* 2020, 20, 1459. [CrossRef]
13. Jin, Q.; Chen, L. A survey of surface defect detection of industrial products based on a small number of labeled data. *arXiv* 2022, arXiv:2203.05733.
14. Mordia, R.; Verma, A.K. Visual techniques for defects detection in steel products: A comparative study. *Eng. Fail. Anal.* 2022, 134, 106047. [CrossRef]
15. Usamentiaga Fernández, R.; González Lema, D.; Díaz Pedrayes, Ó.; García Martínez, D.F. Automated surface defect detection in metals: A comparative review of object detection and semantic segmentation using deep learning. In *Proceedings of the Conference Record-Ias Annual Meeting, Vancouver, BC, Canada, 10–14 October 2021*; IEEE Industry Applications Society: Piscataway, NJ, USA, 2021.
16. Zheng, X.; Zheng, S.; Kong, Y.; Chen, J. Recent advances in surface defect inspection of industrial products using deep learning techniques. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* 2021, 113, 35–58. [CrossRef]
17. Neogi, N.; Mohanta, D.K.; Dutta, P.K. Review of vision-based steel surface inspection systems. *EURASIP J. Image Video Process.* 2018, 2014, 50. [CrossRef]

18. Song, K.; Yan, Y. A noise robust method based on completed local binary patterns for hot-rolled steel strip surface defects. *Appl. Surf. Sci.* 2013, 285, 858–864. [CrossRef]
19. Guha, P. Automated Visual Inspection of Steel Surface, Texture Segmentation and Development of a Perceptual Similarity Measure. Master's Thesis, Department of Mechanical Engineering, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2001.
20. Ibrahim, A.A.M.; Tapamo, J.R. Steel Surface Defect Detection and Classification Using Bag of Visual Words with BRISK. In *Proceedings of the Congress on Smart Computing Technologies*; Springer: Singapore, 2022; pp. 235–246.
21. Field, Z.; Miles, J.; Field, A.X. *Discovering Statistics Using R*; Sage Publications Ltd.: New York, NY, USA, 2006; 992p.
22. Jiang, Y.; Lin, J.; Cukic, B.; Menzies, T. Variance analysis in software fault prediction models. In *Proceedings of the 2009 20th International Symposium on Software Reliability Engineering*, Karnataka, India, 16–19 November 2009; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2009; pp. 99–108.
23. Wang, H.; Khoshgoftaar, T.M.; Van Hulse, J.; Gao, K. Metric selection for software defect prediction. *Int. J. Softw. Eng. Knowl. Eng.* 2011, 21, 237–257. [CrossRef]
24. Zhu, D.; Pan, R.; Gao, W.; Zhang, J. Yarn-dyed fabric defect detection based on autocorrelation function and GLCM. *Autex Res. J.*, 2015, 15, 226–232.
25. Djukic, D.; Spuzic, S. Statistical discriminator of surface defects on hot rolled steel. In *Proceedings of the Image and Vision Computing New Zealand 2007(IVCNZ2007)*, Hamilton, New Zealand, 5–7 December 2007; pp. 158–163.
26. Guo, Y.J.; Sun, Z.J.; Sun, H.X.; Song, X.L. Texture feature extraction of steel strip surface defect based on gray level co-occurrence matrix. In *Proceedings of the 2015 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC)*, Guangzhou, China, 12–15 July 2015; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2015; Volume 1, pp. 217–221.

27. Zaghdoudi, R.; Seridi, H.; Boudiaf, A. Detection and classification of steel defects using machine vision and SVM classifier. In Proceedings of the 2nd International Conference on Automatic Control, Telecommunication and Signals (ICATS'17), Abdelkrim, Gadda, 7-9 May 2017.
28. Abukhait, J. An automated surface defect inspection system using local binary patterns and co-occurrence matrix textures based on svm classifier. *Jordan J. Electr. Eng.* 2018, 4, 100–113.
29. Wang, J.; Li, Q.; Gan, J.; Yu, H.; Yang, X. Surface defect detection via entity sparsity pursuit with intrinsic priors. *IEEE Trans. Ind. Inform.* 2019, 16, 141–150. [CrossRef]
30. Luo, Q.; Sun, Y.; Li, P.; Simpson, O.; Tian, L.; He, Y. Generalized completed local binary patterns for time-efficient steel surface defect classification. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2018, 68, 667-679.
31. Luo, Q.; Fang, X.; Sun, Y.; Liu, L.; Ai, J.; Yang, C.; Simpson, O. Surface defect classification for hot-rolled steel strips by selectively dominant local binary patterns. *IEEE Access* 2019, 7, 23488-23949.
32. Gyimah, N.K.; Girma, A.; Mahmoud, M.N.; Nateghi, S.; Homaifar, A.; Opoku, D. A Robust Completed Local Binary Pattern (RCLBP) for Surface Defect Detection. In Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Melbourne, Australia 17–20 October 2021; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2021; pp. 1927-1934.
33. Yazdchi, M.; Yazdi, M.; Mahyari, A.G. March. Steel surface defect detection using texture segmentation based on multifractal dimension. In Proceedings of the 2009 International Conference on Digital Image Processing, Cairo, Egypt, 7–10 November 2009; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2009; pp. 346-350.
34. Wen, W.; Xia, A. Verifying edges for visual inspection purposes. *Pattern Recognit. Lett.* 1999, 20, 315-328.
35. Kholief, E.A.; Darwish, S.H.; Fors, M.N. Detection of steel surface defect based on machine learning using deep auto-encoder network. In Proceedings of the

- International Conference on Industrial Engineering and Operations Management
Rabat, Morocco, 11–13 April 2017; pp. 218–229.
36. Thai, B.; Healey, G. Modeling and classifying symmetries using a multiscale opponent color representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1998, 20, 1224-1235.
 37. Pietikäinen, M.; Mäenpää, T.; Viertola, J. Color texture classification with color histograms and local binary patterns. In *Proceedings of the Workshop on Texture Analysis in Machine Vision*; Citeseer: New York, NY, USA; Vol. 1, pp. 109-112.
 38. Ng, H.F. Automatic thresholding for defect detection. *Pattern Recognit. Lett.* 2006, 27, 1644-1649.
 39. Haralick, R.M. Statistical and structural approaches to texture. *Proc. IEEE* 1979, 67, 786–804.
 40. Wu, G.; Kwak, H.; Jang, S.; Xu, K.; Xu, J. Design of online surface inspection system of hot rolled strips. In *Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, Chindao, China, 1-3 September 2008; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2008, pp. 2291-2295.
 41. Ozseven, T.; Özseven, T. Surface defect detection and quantification with image processing methods. In *Theoretical Investigations and Applied Studies in Engineering*; Ekin Publishing House: Ankara, Turkey, 2019, pp. 63-98.
 42. Ojala, T.; Pietikäinen, M.; Harwood, D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognit.* 1996, 29, 51-59.
 43. Ojala, T.; Pietikainen, M.; Maenpaa, T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 2002, 24, 971-987.
 44. Chu, M.; Gong, R. Invariant feature extraction method based on smoothed local binary pattern for strip steel surface defect. *ISIJ Int.* 2015, 55, 1956-1962.
 45. Aghdam, S.R.; Amid, E.; Imani, M.F. A fast method of steel surface defect detection using decision trees applied to LBP based features. In *Proceedings of the 2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*

- (ICIEA), Singapore, 18–20, July 2012; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2012; pp. 1447-1452.
46. Chu, M.; Gong, R.; Gao, S.; Zhao, J. Steel surface defects recognition based on multi-type statistical features and enhanced twin support vector machine. *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 2017, 171, 140-150.
47. Makaremi, M.; Razmjoooy, N.; Ramezani, M. A new method for detecting texture defects based on modified local binary pattern. *Signal Image Video Process.* 2018, 12, 1395-1401.
48. Tajeripour, F.; Kabir, E.; Sheikhi, A. Fabric defect detection using modified local binary patterns. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2007, 2008, 783898.
49. Mandelbrot, B.B. *The Fractal Geometry of Nature*; WH Freeman: New York, NY, USA, 1982; Volume 1.
50. Umbaugh, S.E. *Digital Image Processing and Analysis: Human and Computer Vision Applications with CVPTools*; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2010.
51. Ониськів П. А. Аналіз методів сегментації зображень / П. А. Ониськів, Я. В. Литвиненко // Матеріали IV Міжнародної науково-технічної конференції „Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп’ютерних технологій“ присвячена 80-ти річчю з дня народження професора Я.І. Проця, 20-21 червня 2019 року. - Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2019. - С. 48-49.
52. Автоматизація виробничих процесів : навч. посіб. / Проць Я. І., Савків В. Б., Шкодзінський О. К., Ляшук О. Л. Тернопіль : ТНТУ ім. І.Пулюя, 2011. 344с.
53. Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної та заочної (дистанційної) форм навчання / укл.: Стручок В. С. Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. 156 с.
54. Лабораторний практикум з проектування та моделювання роботи електропневматичних схем у середовищі програмного пакету «FluidSIM Pneumatics» з курсу «Технічні засоби автоматизації» / укл. : О.К.

- Шкодзінський. - Тернопіль : ТНТУ імені Івана Пулюя, 2020. - 32 с.
<https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/31418>
56. Микитишин А. Г., Митник М. М., Стухляк П. Д. Телекомунікаційні системи та мережі. Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2017. 384 с.
57. Микитишин А. Г., Митник М. М., Стухляк П. Д., Пасічник В. В. Комп'ютерні мережі. Книга 1 [навчальний посібник]. Львів : «Магнолія 2006», 2013. 256 с.
58. Микитишин А. Г., Митник М. М., Стухляк П. Д., Пасічник В. В. Комп'ютерні мережі. Книга 2. [навчальний посібник]. Львів : "Магнолія 2006", 2014. 312 с.
59. Паламар М. І., Стрембіцький М. О., Паламар А. М. Проектування комп'ютеризованих вимірювальних систем і комплексів : навч. посіб. Тернопіль : ТНТУ, 2019. 150 с.
60. Пилипець М. І. Правила заповнення основних форм технологічних документів : навч.-метод. посіб. / Уклад. Пилипець М. І., Ткаченко І. Г., Левкович М. Г., Васильків В. В., Радик Д. Л. Тернопіль : ТДТУ, 2009. 108 с.
<https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/42995>.
61. Платформа .NET та мова програмування C# 8.0: навчальний посібник / Коноваленко І.В., Марущак П.О. – Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2020 – 320 с.
62. Проектування мікропроцесорних систем керування: навчальний посібник/ І.Р. Козбур, П.О. Марущак, В.Р. Медвідь, В.Б. Савків, В.П. Пісьціо.– Тернопіль: Вид-во ТНТУ імені Івана Пулюя, 2022.–324с.
63. Савків В.Б., Капаціла Ю.Б., Михайлишин Р.І. Методичні вказівки до виконання кваліфікаційної роботи бакалавра спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології». Тернопіль.: Видавництво ТНТУ. 2021. 50 с. <https://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/35172>