

ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA
KHOA QUẢN LÝ DỰ ÁN

ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP
CHUYÊN NGÀNH: QUẢN LÝ CÔNG NGHIỆP

ĐỀ TÀI:

**APPLICATION OF AI AND MACHINE
LEARNING MODELS FOR QUALITY PRODUCT
MANAGEMENT AT PREMO VIETNAM CO., LTD**

Người hướng dẫn: **TS. HUỖNH NHẬT TỐ**
Sinh viên thực hiện: **NGUYỄN THỊ THU THẢO**
Mã số sinh viên: **118200218**
Lớp: **20QLCN2**

Đà Nẵng, tháng 6 năm 2025

TÓM TẮT

Đề tài nghiên cứu tập trung vào việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) và mô hình học máy hiện đại nhằm nâng cao hiệu quả quản lý chất lượng sản phẩm tại dây chuyền sản xuất 3DC của Công ty TNHH Premo Việt Nam. Trong đó, mô hình YOLOv8 – một kiến trúc học sâu thuộc nhóm phát hiện đối tượng (object detection) được lựa chọn để phát hiện và nhận diện các lỗi sản phẩm thông qua hình ảnh thu thập từ dây chuyền sản xuất thực tế.

Dữ liệu hình ảnh được xử lý và huấn luyện để mô hình có khả năng phân biệt sản phẩm lỗi và không lỗi, đồng thời xác định vị trí lỗi trên từng sản phẩm. Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình đạt được độ chính xác và tốc độ xử lý cao, phù hợp với yêu cầu kiểm tra chất lượng trong môi trường sản xuất tự động. So với các phương pháp truyền thống hoặc các mô hình hai giai đoạn như Faster R-CNN, YOLOv8 thể hiện ưu thế vượt trội về khả năng suy luận thời gian thực, dễ tích hợp vào hệ thống phân loại sản phẩm tự động.

Đề tài này đã xây dựng và chứng minh tính hiệu quả của một hệ thống tự động kiểm tra chất lượng sản phẩm sử dụng mô hình học sâu YOLOv8. Hệ thống này có khả năng phát hiện các khuyết tật với độ chính xác và độ phủ rất cao, giúp nâng cao năng suất và chất lượng sản phẩm trong quy trình sản xuất bằng cách giảm sự phụ thuộc vào kiểm tra thủ công. Từ đó, góp phần tăng cường tính tự động hóa, giảm thiểu sai sót do con người, đồng thời mở ra hướng phát triển cho các ứng dụng AI trong ngành sản xuất công nghiệp.

NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

Họ tên sinh viên: Nguyễn Thị Thu Thảo

Số thẻ sinh viên: 118200218

Lớp: 20QLCN2

Khoa: Quản Lý Dự Án

Ngành: Quản Lý Công Nghiệp

1. Tên đề tài đồ án: Application of AI and Machine Learning Models for Quality Product Management at Premo Vietnam Co., Ltd

2. Đề tài thuộc diện: Có ký kết thỏa thuận sở hữu trí tuệ đối với kết quả thực hiện

3. Các số liệu và dữ liệu ban đầu:

- Tài liệu về các thiết bị kiểm tra chất lượng trong sản xuất
- Dữ liệu về các lỗi sản phẩm trong quá khứ
- Quy trình sản xuất.

4. Nội dung các phần thuyết minh và tính toán:

- Chương 1: Giới thiệu đề tài
- Chương 2: Cơ sở lý thuyết
- Chương 3: Thực trạng kiểm tra chất lượng sản phẩm tại Công ty Premo Việt Nam
- Chương 4: Ứng dụng AI và ML trong quản lý chất lượng sản phẩm
- Chương 5: Kết quả và đánh giá
- Chương 6: Kết luận và kiến nghị

5. Ngày giao nhiệm vụ đồ án: 10/03/2025

6. Ngày hoàn thành đồ án: 16/06/2025

Đà Nẵng, ngày 16 tháng 6 năm 2025

Trưởng Bộ môn Quản lý Công nghiệp

TS. Huỳnh Nhật Tố

Người hướng dẫn

TS. Huỳnh Nhật Tố

LỜI MỞ ĐẦU

Hiện nay, trong bối cảnh Cách mạng Công nghiệp 4.0, ngành sản xuất toàn cầu đang trải qua những biến đổi sâu rộng, với trọng tâm là tự động hóa và số hóa. Quản lý chất lượng sản phẩm trở thành yếu tố then chốt quyết định năng lực cạnh tranh, ảnh hưởng trực tiếp đến uy tín thương hiệu, sự hài lòng của khách hàng và hiệu quả sản xuất. Các phương pháp kiểm tra truyền thống hiện đang bộc lộ nhiều hạn chế như tính chủ quan, năng suất thấp và chi phí cao, đặc biệt khi đối mặt với quy mô sản xuất lớn và yêu cầu độ chính xác cao.

Để giải quyết những thách thức này, các mô hình trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning) nổi lên như công cụ đầy tiềm năng, mang lại sự đột phá trong kiểm tra chất lượng. Đặc biệt, sự phát triển của thị giác máy tính và học sâu cho phép tự động hóa quy trình phát hiện khuyết tật, thay thế hoặc bổ trợ cho các phương pháp thủ công. Bằng cách sử dụng các mô hình học sâu, hệ thống có thể học cách nhận diện và phân loại khuyết tật từ hình ảnh hoặc video một cách nhanh chóng, chính xác và nhất quán, giảm thiểu sai sót do con người và nâng cao hiệu quả tổng thể.

Đề tài "Ứng dụng AI và mô hình học máy để quản lý chất lượng sản phẩm tại Công ty TNHH Premo Việt Nam" tập trung nghiên cứu và xây dựng giải pháp phát hiện khuyết tật tự động dựa trên công nghệ thị giác máy tính và học sâu. Cụ thể, đề tài sẽ khám phá tiềm năng của kiến trúc YOLOv8, một mô hình phát hiện đối tượng hàng đầu trong việc nhận diện lỗi phổ biến trên sản phẩm tại một công đoạn sản xuất cụ thể. Mục tiêu chính là phát triển một hệ thống tự động kiểm tra, cải thiện độ chính xác và tốc độ xử lý so với phương pháp truyền thống, từ đó góp phần nâng cao năng suất và chất lượng sản phẩm trong môi trường công nghiệp. Kết quả hứa hẹn sẽ cung cấp một giải pháp khả thi, là tiền đề cho việc ứng dụng rộng rãi AI trong quản lý chất lượng sản xuất.

LỜI CẢM ƠN

Để hoàn thành đồ án tốt nghiệp này, em đã nhận được sự quan tâm, hướng dẫn và hỗ trợ tận tình từ quý Thầy/Cô và các anh/chị tại đơn vị thực tập. Em xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc nhất đến TS. Huỳnh Nhật Tô đã tận tình hướng dẫn, truyền đạt kiến thức chuyên môn, góp ý trong suốt quá trình em thực hiện đồ án. Em cũng xin chân thành cảm ơn Công ty TNHH Premo Việt Nam cùng toàn thể Quý Anh/Chị, đã tạo mọi điều kiện thuận lợi, cung cấp tài liệu và những thông tin cần thiết, cũng như nhiệt tình hỗ trợ, hướng dẫn em trong suốt thời gian thực tập và thu thập dữ liệu. Đây là cơ hội quý báu giúp em áp dụng kiến thức đã học vào thực tiễn và tích lũy kinh nghiệm nghề nghiệp tại một môi trường chuyên nghiệp. Trong quá trình thực hiện đồ án này chắc chắn vẫn còn những thiếu sót. Kính mong nhận được sự đóng góp ý kiến của quý Thầy/Cô để bài làm được hoàn thiện hơn.

Em xin chân thành cảm ơn!

LỜI CAM ĐOAN

Em xin cam đoan rằng đồ án tốt nghiệp với đề tài: “Ứng dụng AI và mô hình học máy để quản lý chất lượng sản phẩm tại Công ty TNHH Premo Việt Nam ” là kết quả nghiên cứu của cá nhân em dưới sự giúp đỡ của Công ty thực tập và thực hiện theo sự hướng dẫn của giảng viên hướng dẫn.

Em đã thực hiện đồ án này một cách trung thực, khách quan và không sao chép bất kỳ phần nào từ các nguồn tài liệu khác mà không có sự trích dẫn rõ ràng. Tất cả các tài liệu, thông tin được sử dụng trong đồ án này đều đã được ghi nhận nguồn gốc đầy đủ và chính xác theo quy định về trích dẫn tài liệu học thuật. Em xin chịu hoàn toàn trách nhiệm trước hội đồng chấm đồ án và nhà trường về tính trung thực và liêm chính của nội dung đồ án này.

Kính mong Hội đồng xem xét và đánh giá.

Sinh viên thực hiện

MỤC LỤC

LỜI MỞ ĐẦU	6
LỜI CẢM ƠN	7
LỜI CAM ĐOAN.....	8
CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU	1
1.1. Lý do chọn đề tài.....	1
1.2. Mục tiêu nghiên cứu.....	3
1.3. Phạm vi nghiên cứu.....	5
1.4. Phương pháp nghiên cứu.....	6
CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU	7
2.1. Quản lý chất lượng sản phẩm.....	7
2.1.1. Các khái niệm cơ bản	7
2.1.2. Các mô hình và tiêu chuẩn quản lý chất lượng phổ biến	7
2.1.3. Các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm trong sản xuất.....	8
2.2. Tổng quan về AI và Machine Learning trong sản xuất.....	9
2.2.1. Sơ lược về AI và Machine Learning	9
2.2.2. Lợi ích việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy trong ngành sản xuất.....	13
2.2.3. Lợi ích việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy trong quản lý chất lượng.....	14
2.3. Sơ lược các phương pháp kiểm tra chất lượng truyền thống	16
2.4. Một số ứng dụng AI/ML trong quản lý chất lượng sản phẩm.....	19
CHƯƠNG 3. THỰC TRẠNG KIỂM TRA CHẤT LƯỢNG SẢN PHẨM TẠI PREMÒ VIỆT NAM	22
3.1. Giới thiệu về công ty Premo Việt Nam	22
3.2. Tổng quan về dây chuyền sản xuất đang nghiên cứu	24
3.2.1. Sơ lược về sản phẩm cuộn cảm 3DC	24
3.2.2. Quy trình sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC	26
3.3. Thực trạng kiểm tra chất lượng sản phẩm tại dây chuyền sản xuất sản phẩm 3DC.....	29
3.3.1. Tổng quan quy trình kiểm tra chất lượng sản phẩm tại Premo Việt Nam.....	29
3.3.2. Các phương pháp kiểm tra chất lượng hiện tại trên dây chuyền sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC.....	33
3.3.3. Những vấn đề và hạn chế trong quy trình kiểm tra chất lượng hiện tại trên dây chuyền sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC	37
3.4. Các lỗi sản phẩm phổ biến tại công đoạn quấn dây	39

CHƯƠNG 4. ỨNG DỤNG AI/ML TRONG QUẢN LÝ CHẤT LƯỢNG SẢN PHẨM.....	43
4.1. Xây dựng mô hình huấn luyện AI.....	43
4.1.1. Giới thiệu về quy trình huấn luyện mô hình AI.....	43
4.2. Quy trình huấn luyện thực tế.....	48
4.2.1. Thu thập và xử lý dữ liệu.....	48
4.2.2. Lựa chọn mô hình huấn luyện.....	49
4.2.3. Xây dựng mô hình huấn luyện.....	54
4.2.4. Đánh giá độ chính xác của mô hình.....	65
4.3. Tích hợp mô hình AI trong thực tế.....	73
4.3.1. Các thành phần trong hệ thống tích hợp.....	73
4.3.2. Tích hợp phần mềm.....	80
4.3.3. Mô phỏng mô hình tích hợp.....	81
CHƯƠNG 5. KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ.....	83
5.1. Phân tích và giải thích kết quả.....	83
5.1.1. Ý nghĩa của các kết quả đạt được trong bối cảnh bài toán quản lý chất lượng.....	83
5.1.2. Phân tích ưu điểm và hạn chế của mô hình đã xây dựng.....	85
5.1.3. So sánh với các nghiên cứu trước.....	86
5.2. Thảo luận về ứng dụng thực tế.....	87
CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ.....	90
6.1. Kết luận.....	90
6.2. Hạn chế của đề tài.....	90
6.3. Kiến nghị và hướng nghiên cứu tiếp theo.....	92
TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	94

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Ảnh 2-1 Phân loại các mô hình học máy.....	10
Ảnh 2-2 Học máy có giám sát (hình tham khảo).....	11
Ảnh 2-3 Học máy không giám sát (hình tham khảo)	12
Ảnh 2-4 Học máy bán giám sát (hình tham khảo).....	13
Ảnh 3-1 Công ty TNHH Premo Việt Nam	22
Ảnh 3-2 Sản phẩm cuộn cảm 3DC	25
Ảnh 3-3 Quy trình sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC	26
Ảnh 3-4 Mô hình chuỗi cung ứng	29
Ảnh 3-5 Kiểm tra chất lượng sản phẩm bằng kính hiển vi.....	34
Ảnh 3-6 Thước kẹp điện tích.....	35
Ảnh 3-7 Thiết bị đo điện.....	36
Ảnh 3-8 Thiết bị kiểm tra độ đồng phẳng (coplanarity) bằng laser	36
Ảnh 3-9 Dữ liệu lỗi và sản phẩm đầu ra từ ngày 1/12 – 7-12	38
Ảnh 4-1 Dữ liệu ảnh chụp từ camera công nghiệp.....	48
Ảnh 4-2 Giao diện công cụ CVAT.....	55
Ảnh 4-3 Giao diện công cụ Labelbox.....	56
Ảnh 4-4 Giao diện công cụ Roboflow.....	57
Ảnh 4-5 Tạo không gian làm việc trong Roboflow.....	58
Ảnh 4-6 Project trong Roboflow	59
Ảnh 4-7 Upload Images trong Roboflow	59
Ảnh 4-8 Dữ liệu được tải lên trong Roboflow	60
Ảnh 4-9 Gán nhãn dữ liệu	60
Ảnh 4-10 Chia tập dữ liệu	61
Ảnh 4-11 Tải bộ dữ liệu về máy	61
Ảnh 4-12 Kết nối Google Drive với Google Colab	62
Ảnh 4-13 Cài đặt thư viện	62
Ảnh 4-14 Quá trình huấn luyện mô hình.....	63
Ảnh 4-15 Biểu đồ Box Loss qua các Epoch.....	68
Ảnh 4-16 Biểu đồ Class Loss qua các Epoch.....	69
Ảnh 4-17 Biểu đồ Precision qua các Epoch	70
Ảnh 4-18 Biểu đồ Recall qua các Epoch.....	70
Ảnh 4-19 Biểu đồ mAP@0.5 qua các Epoch	71
Ảnh 4-20 Biểu đồ mAP@0.5:0.95 qua các Epoch.....	72

Ảnh 4-21 Kết quả dự đoán lỗi	73
Ảnh 4-22 Camera công nghiệp (hình tham khảo)	74
Ảnh 4-23 Nvidia Jetson với Jetson Nano, TX2, Xavier NX và AGX Xavier (hình ảnh tham khảo)	76
Ảnh 4-24 IPC – Máy tính công nghiệp (hình minh họa).....	76
Ảnh 4-25 PLC Siemens S7-1200	77
Ảnh 4-26 Cánh tay robot	78
Ảnh 4-27 Màn hình HMI (Human – Machine – Interface) công nghiệp	79
Ảnh 4-28 Mô phỏng chu trình tích hợp mô hình Ai vào thực tế	82

DANH MỤC BẢNG

Bảng 2-1 So sánh chi phí giữa phương pháp truyền thống và sử dụng AI.....	18
Bảng 3-1 Phân loại sản phẩm	24
Bảng 3-2 Các lỗi sản phẩm phổ biến tại công đoạn quấn dây.....	40
Bảng 4-1 So sánh các mô hình phát hiện đối tượng.....	51
Bảng 4-2 So sánh hiệu suất giữa các mô hình YOLOv8, SSD và Faster R-CNN. .	51
Bảng 4-3 So sánh ưu điểm và nhược điểm của Faster R-CNN và Yolov8.....	52
Bảng 4-4 Kết quả huấn luyện mô hình.....	67

CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

1.1. Lý do chọn đề tài

Hiện nay, trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence – AI) đã trở thành xu hướng được ứng dụng trong mọi mặt của đời sống kinh tế, xã hội của con người. Đặc biệt, AI đang trở thành một xu hướng quan trọng trong việc ứng dụng vào vận hành doanh nghiệp. Với sức mạnh của nó trong phân tích dữ liệu, dự đoán và đưa ra các giải pháp tối ưu, AI có thể cải thiện hiệu suất làm việc, tối ưu hóa chi phí và nguồn lực, cung cấp những giải pháp cá nhân hóa cho các doanh nghiệp ở nhiều lĩnh vực khác nhau. Elon Musk, doanh nhân công nghệ, nhà sáng lập, CEO của SpaceX, Tesla, Inc., và các công ty công nghệ có nói: “AI – trí tuệ nhân tạo có thể làm bất kỳ công việc nào mà con người làm – nhưng tốt hơn.”. Từ những lợi ích vượt trội của việc ứng dụng công nghệ AI, hiện nay các doanh nghiệp coi việc ứng dụng AI không chỉ là một xu thế và là yêu cầu bắt buộc để phát triển và bắt nhịp cùng với sự phát triển như vũ bão của thời đại kỹ nguyên số hóa. Chính vì thế, AI không chỉ dừng lại ở việc những mô hình thí điểm hay những công nghệ “viễn tưởng”, mà nó thực sự nằm trong chiến lược phát triển mang tính sống còn của các doanh nghiệp [1].

Trải qua nhiều thập kỷ nghiên cứu và phát triển, AI dần trở thành một lĩnh vực khoa học – công nghệ có tác động sâu rộng. Đặc biệt, đến năm 2022, thế giới chứng kiến sự bùng nổ mạnh mẽ của AI với màn xuất hiện ấn tượng của ChatGPT từ OpenAI. Đây là một chatbot AI sử dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên để tạo ra các cuộc hội thoại giống con người. Sự phát triển này không chỉ thúc đẩy làn sóng ứng dụng AI vào mọi khía cạnh của đời sống mà còn định hình xu hướng công nghệ trong tương lai. AI đang bứt phá với tốc độ phi thường, len lỏi vào mọi góc ngách của đời sống, và doanh nghiệp cũng không ngoại lệ. Nhận thức được tiềm năng to lớn của AI, ngày càng nhiều doanh nghiệp áp dụng công nghệ này nhằm nâng cao hiệu quả hoạt động, tối ưu hóa quy trình và gia tăng lợi thế cạnh tranh.

Công nghiệp 4.0 đại diện cho một bước tiến lớn trong ngành công nghiệp, với sự kết hợp của các công nghệ số hóa và thông tin trong hệ thống sản xuất và vận hành nhà máy. Trong bối cảnh này, trí tuệ nhân tạo (AI) đang trở thành một yếu tố quan trọng trong việc nâng cao chất lượng sản phẩm và quy trình quản lý chất lượng. AI không chỉ

giúp tự động hóa quy trình mà còn tối ưu hóa quản lý chất lượng bằng cách phân tích và xử lý dữ liệu thông minh. Với bối cảnh phát triển mạnh mẽ đó, các doanh nghiệp sản xuất đang không ngừng cải tiến quy trình để nâng cao chất lượng sản phẩm và tối ưu hóa hiệu suất vận hành. Đặc biệt, trong ngành sản xuất linh kiện điện tử, yêu cầu về độ chính xác và chất lượng sản phẩm ngày càng khắt khe. Các phương pháp kiểm tra chất lượng truyền thống như kiểm tra thủ công hoặc sử dụng các hệ thống tự động hóa đơn giản đang bộc lộ nhiều hạn chế về tốc độ, độ chính xác và khả năng mở rộng.

Việc sử dụng mô hình học máy (machine learning) trong quá trình sản xuất công nghiệp đang trở thành một xu hướng quan trọng, mang lại nhiều lợi ích đặc biệt trong việc dự đoán lỗi và nâng cao chất lượng sản phẩm. Mô hình học máy với khả năng học từ dữ liệu thực tế sản xuất và tối ưu hóa theo thời gian sẽ là công cụ mạnh giúp doanh nghiệp giải quyết các thách thức liên quan đến chất lượng và hiệu suất sản xuất. Thông qua thu thập và phân tích dữ liệu lớn từ quy trình sản xuất, mô hình học máy có thể giúp dự đoán và phát hiện các lỗi tiềm ẩn trong quá trình sản xuất trước khi các lỗi trở nên nghiêm trọng. Doanh nghiệp có thể thực hiện các biện pháp sửa chữa hoặc điều chỉnh quy trình kịp thời, ngăn chặn việc sản xuất sản phẩm chất lượng kém [2]

Trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning) đang dần trở thành giải pháp tối ưu trong lĩnh vực kiểm tra chất lượng sản phẩm. AI có thể giúp phát hiện lỗi nhanh chóng, giảm thiểu sự phụ thuộc vào con người, không chỉ giúp tự động hóa quá trình sản xuất mà còn cải thiện độ chính xác trong phân loại, kiểm tra sản phẩm và tối ưu hóa chi phí vận hành. Hiện nay, trên thị trường quốc tế, nhiều công ty sản xuất lớn đã ứng dụng AI để phân tích dữ liệu sản xuất, phát hiện lỗi sản phẩm thông qua hình ảnh và cảm biến thông minh. Điều này đặt ra yêu cầu cấp bách cho Premo Việt Nam trong việc đổi mới công nghệ để nâng cao năng lực cạnh tranh.

Tại Công ty TNHH Premo Việt Nam, quá trình kiểm tra chất lượng sản phẩm tại dây chuyền tham gia thực tập hiện tại vẫn còn kiểm tra thủ công. Quá trình kiểm tra chất lượng sản phẩm truyền thống này đặc biệt là việc kiểm tra thủ công bằng mắt thường, đang đối mặt với nhiều thách thức đáng kể. Các thách thức này bao gồm: sự thiếu nhất quán trong đánh giá do yếu tố chủ quan và kinh nghiệm khác nhau giữa các công nhân; tốc độ kiểm tra chậm không theo kịp nhịp độ của dây chuyền sản xuất hiện đại; chi phí

cao cho việc đào tạo và duy trì đội ngũ nhân sự kiểm soát chất lượng; và khó khăn trong việc duy trì hiệu suất cao do sự mệt mỏi và giảm khả năng tập trung khi thực hiện các công việc lặp đi lặp lại trong thời gian dài. Những hạn chế này không chỉ làm tăng chi phí sản xuất mà còn tiềm ẩn nguy cơ sản phẩm lỗi lọt ra thị trường, gây thiệt hại về uy tín và tài chính cho doanh nghiệp. Do đó, việc nghiên cứu và ứng dụng các công nghệ tiên tiến như Trí tuệ nhân tạo (AI) và Học máy (Machine Learning) để tự động hóa và nâng cao hiệu quả quá trình kiểm tra chất lượng trở thành một yêu cầu cấp thiết để nâng cao hiệu suất làm việc, tăng độ chính xác và giảm thiểu lãng phí. Bên cạnh đó, công ty TNHH Premo Việt Nam là một trong những doanh nghiệp chuyên sản xuất linh kiện điện tử, trong đó yêu cầu về kiểm soát chất lượng là yếu tố then chốt để đảm bảo uy tín và hiệu quả sản xuất. Việc nghiên cứu và ứng dụng AI vào quy trình quản lý chất lượng sản phẩm tại công ty không chỉ giúp nâng cao năng suất mà còn tạo ra lợi thế cạnh tranh trên thị trường.

Xuất phát từ thực tiễn này, đề tài "Ứng dụng AI và mô hình học máy để quản lý sản phẩm chất lượng tại công ty TNHH Premo Việt Nam" được thực hiện nhằm phân tích, đánh giá và đề xuất các giải pháp hiệu quả trong việc áp dụng AI vào kiểm tra chất lượng sản phẩm tại doanh nghiệp. Bên cạnh đó, có thể khám phá và đánh giá tiềm năng ứng dụng của các kỹ thuật AI và học máy trong việc nâng cao hiệu quả quản lý chất lượng sản phẩm trong bối cảnh sản xuất hiện đại.

1.2. Mục tiêu nghiên cứu

Đề tài hướng đến mục tiêu tổng quát là nghiên cứu khả năng ứng dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là thị giác máy (computer vision) và học sâu (deep learning), vào hoạt động kiểm tra và quản lý chất lượng sản phẩm tại Công ty TNHH Premo Việt Nam. Trên cơ sở đó, đề xuất giải pháp phù hợp nhằm góp phần nâng cao hiệu quả kiểm tra chất lượng, giảm sự phụ thuộc vào lao động thủ công và tăng cường tính chính xác, tự động hóa trong sản xuất.

Mục tiêu đầu tiên của nghiên cứu là tiến hành một phân tích và đánh giá toàn diện về thực trạng quy trình quản lý chất lượng sản phẩm hiện đang được triển khai tại doanh nghiệp. Quá trình này xác định chi tiết các giai đoạn then chốt trong chu trình quản lý chất lượng, từ khâu kiểm soát nguyên liệu đầu vào cho đến kiểm tra sản phẩm đầu ra.

Đồng thời, đề tài sẽ tập trung vào việc làm rõ các phương pháp, công cụ quản lý chất lượng hiện hành. Thông qua quá trình quan sát thực tế và thu thập dữ liệu tại nhà máy, đề tài sẽ phân tích phương pháp kiểm tra hiện tại, số lượng nhân công tham gia, khối lượng sản phẩm cần kiểm tra và các tồn tại trong quá trình kiểm soát lỗi. Việc đánh giá này nhằm làm rõ nhu cầu đổi mới công nghệ và chỉ ra những hạn chế khi doanh nghiệp vẫn chủ yếu phụ thuộc vào sức người trong một môi trường sản xuất có sản lượng lớn. Đây là một bức tranh chi tiết về hiệu quả, các ưu điểm đang được phát huy, cũng như những hạn chế và các điểm nghẽn tiềm ẩn trong quy trình hiện tại, tạo tiền đề cho việc xác định các cơ hội ứng dụng AI và ML.

Mục tiêu thứ hai của nghiên cứu tập trung vào việc khám phá các ứng dụng tiềm năng của trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (ML) trong bối cảnh quản lý chất lượng sản phẩm. Để đạt được điều này nghiên cứu sẽ tìm hiểu về trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning) trong lĩnh vực kiểm tra chất lượng sản phẩm. Nghiên cứu sẽ làm rõ khái niệm về AI và ML, vai trò của chúng trong quy trình sản xuất và tối ưu hóa quy trình kiểm tra chất lượng sản phẩm, cũng như những ưu điểm vượt trội so với các phương pháp truyền thống. Mục tiêu này nhằm mục đích xây dựng một nền tảng kiến thức vững chắc và xác định rõ ràng những cơ hội và tiềm năng mà AI và ML có thể mang lại để giải quyết hiệu quả các vấn đề đã được nhận diện trong giai đoạn phân tích thực trạng của doanh nghiệp.

Mục tiêu tiếp theo là xây dựng và đánh giá một mô hình học máy, có khả năng tự động hóa quá trình phát hiện các dạng lỗi khác nhau trên sản phẩm dựa trên nguồn dữ liệu hình ảnh thu thập được trong suốt quy trình sản xuất. Nghiên cứu sẽ tiến hành lựa chọn và xây dựng kiến trúc mô hình học sâu phù hợp, quá trình huấn luyện mô hình sẽ được thực hiện một cách bài bản trên bộ dữ liệu đã chuẩn bị. Hiệu suất của mô hình sẽ được đánh giá một cách khách quan thông qua các chỉ số đo lường tiêu chuẩn trong bài toán phân loại hình ảnh.

Cuối cùng, nghiên cứu sẽ đánh giá tính khả thi của các giải pháp ứng dụng AI, so sánh hiệu quả giữa phương pháp truyền thống và AI, cũng như xác định các thách thức tiềm ẩn trong quá trình triển khai. Trên cơ sở đó, nghiên cứu sẽ đưa ra các đề xuất phù

hợp để đảm bảo việc áp dụng AI vào kiểm tra chất lượng sản phẩm tại công ty TNHH Premo Việt Nam đạt hiệu quả cao nhất.

1.3. Phạm vi nghiên cứu

Đề tài tập trung nghiên cứu việc ứng dụng AI và ML vào quá trình kiểm tra và quản lý chất lượng sản phẩm tại dây chuyền 3DC của Công ty TNHH Premo Việt Nam, một doanh nghiệp sản xuất linh kiện điện tử cho các ngành công nghiệp ô tô, viễn thông và năng lượng. Do đó, phạm vi nghiên cứu cụ thể sẽ bao gồm:

Về mặt công nghệ, nghiên cứu giới hạn trong hai hướng ứng dụng chính: ứng dụng thị giác máy tính để phát hiện các lỗi hình dạng, khiếm khuyết bề mặt sản phẩm thông qua xử lý hình ảnh và ứng dụng các thuật toán học máy nhằm phân tích dữ liệu cảm biến từ dây chuyền sản xuất để phát hiện bất thường có thể dẫn đến lỗi sản phẩm.

Ngoài ra, nghiên cứu sử dụng các dữ liệu lịch sử về lỗi sản phẩm đã được ghi nhận tại Premo Việt Nam nhằm huấn luyện và đánh giá hiệu quả của mô hình AI được đề xuất. Việc thử nghiệm và đánh giá hiệu suất của các mô hình được thực hiện trong phạm vi quy trình kiểm tra chất lượng đầu ra, nơi có số lượng sản phẩm lớn cần kiểm tra mỗi ngày và hiện đang được thực hiện chủ yếu bằng phương pháp thủ công.

Đề tài không đi sâu vào toàn bộ quy trình sản xuất mà chỉ tập trung vào hoạt động kiểm tra chất lượng sản phẩm cuộn cảm trong ở một số công đoạn điển hình, với mục tiêu xây dựng mô hình ứng dụng AI mang tính nguyên mẫu có thể mở rộng trong tương lai. Ngoài ra, nghiên cứu chủ yếu giới hạn ở việc khảo sát, phân tích và đánh giá các mô hình học máy phù hợp với xử lý ảnh và thị giác máy tính (computer vision), đặc biệt là các giải pháp có thể tích hợp với hệ thống camera công nghiệp để phát hiện lỗi bề mặt sản phẩm.

Ngoài ra, phạm vi nghiên cứu cũng được xác định trong giới hạn về mặt thời gian (trong kỳ thực tập tại doanh nghiệp) và nguồn lực triển khai, do đó chưa đi sâu vào việc triển khai giải pháp thực tế ở quy mô toàn nhà máy mà mới dừng lại ở việc xây dựng mô hình lý thuyết, đánh giá tính khả thi và đề xuất hướng áp dụng. Những yếu tố như tác động tài chính dài hạn, thay đổi quy trình quản lý tổng thể hay đào tạo chuyển đổi nguồn nhân lực sẽ không được phân tích chi tiết mà chỉ được nêu ở mức khuyến nghị.

1.4. Phương pháp nghiên cứu

Để đạt được mục tiêu đề ra, đề tài sử dụng cách tiếp cận kết hợp giữa phương pháp định tính và định lượng. Sự kết hợp này cho phép không chỉ thu thập các dữ liệu thực nghiệm khách quan mà còn phân tích sâu sắc bối cảnh, quy trình và các yếu tố ảnh hưởng trong thực tiễn sản xuất. Các phương pháp cụ thể được triển khai bao gồm:

❖ Phương pháp định tính

- *Nghiên cứu tài liệu:* tiến hành thu thập và phân tích các tài liệu lý thuyết và thực tiễn liên quan đến lĩnh vực quản lý chất lượng, trí tuệ nhân tạo (AI), học máy (Machine Learning), và các ứng dụng của chúng trong môi trường sản xuất công nghiệp. Nghiên cứu quy trình kiểm soát chất lượng hiện hành tại doanh nghiệp. Ngoài ra, các bài báo và nguồn tài liệu trực tuyến uy tín cũng được tổng hợp và phân tích để làm cơ sở lý luận cho đề tài.
- *Quan sát thực tế:* Dựa trên quá trình thực tập tại công ty TNHH Premo Việt Nam, đề tài tiến hành quan sát trực tiếp các quy trình sản xuất và hoạt động kiểm tra, kiểm soát chất lượng tại nhà máy. Ghi nhận các công đoạn kiểm tra, phương pháp kiểm tra, số lượng nhân viên tham gia và các vấn đề phát sinh.

❖ Phương pháp định lượng

- *Thu thập dữ liệu:* các dữ liệu về sản lượng đầu ra, loại lỗi, thời gian phát hiện lỗi, nguyên nhân gây lỗi, dữ liệu hình ảnh sản phẩm lỗi
- *Phương pháp phân tích:* phân tích dư liệu, biểu đồ đánh giá, ...

CHƯƠNG 2. CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU

2.1. Quản lý chất lượng sản phẩm

2.1.1. Các khái niệm cơ bản

Để hiểu rõ về quản lý chất lượng sản phẩm, trước hết cần làm sáng tỏ các khái niệm nền tảng. *Chất lượng sản phẩm (Product Quality)* được định nghĩa là mức độ mà một sản phẩm đáp ứng được các yêu cầu và kỳ vọng đã được xác định của người tiêu dùng [3]. Chất lượng được phân tích qua tám khía cạnh cốt lõi, từ các đặc tính cơ bản đến giá trị cảm nhận, cho thấy sự đa dạng trong cách khách hàng đánh giá một sản phẩm [3]. *Quản lý chất lượng (Quality Management)*, theo tiêu chuẩn ISO 9000:2015, là hệ thống các hoạt động phối hợp nhằm định hướng và kiểm soát một tổ chức về chất lượng [4]. Hệ thống này bao gồm việc thiết lập chính sách và mục tiêu chất lượng, cùng với việc triển khai các quá trình hoạch định, kiểm soát, đảm bảo và cải tiến chất lượng một cách liên tục [4]. Mục tiêu là không ngừng nâng cao chất lượng sản phẩm và dịch vụ, đáp ứng và vượt quá sự mong đợi của khách hàng, đồng thời tối ưu hóa hiệu quả hoạt động của toàn bộ tổ chức.

2.1.2. Các mô hình và tiêu chuẩn quản lý chất lượng phổ biến

Trong lĩnh vực quản lý chất lượng, nhiều mô hình và tiêu chuẩn đã được phát triển và ứng dụng rộng rãi, cung cấp khung tham chiếu và hướng dẫn cho các tổ chức xây dựng và duy trì hệ thống quản lý chất lượng hiệu quả. Bộ tiêu chuẩn *ISO 9000* (International Organization for Standardization) do Tổ chức Quốc tế về tiêu chuẩn hóa ban hành. Đây là tập hợp, tổng kết và chuẩn hóa các kinh nghiệm về quản lý chất lượng tốt nhất đã được thực thi trên nhiều quốc gia và khu vực và được chấp nhận thành tiêu chuẩn quốc gia của nhiều nước. ISO 9000 đề cập đến lĩnh vực chủ yếu quản lý chất lượng như chính sách chất lượng và chỉ đạo chất lượng từ quá trình thiết kế cho đến phân phối, dịch vụ sau bán và các quá trình xem xét, đánh giá, kiểm soát, đào tạo. Đặc biệt là tiêu chuẩn ISO 9001, quy định các yêu cầu cụ thể đối với một hệ thống quản lý chất lượng nhằm đảm bảo khả năng cung cấp sản phẩm và dịch vụ đáp ứng một cách ổn định các yêu cầu của khách hàng và luật pháp [4].

Total Quality Management (TQM) là một triết lý quản lý chất lượng toàn diện, đặt chất lượng làm trọng tâm và dựa trên sự tham gia của mọi thành viên trong tổ chức,

hướng đến mục tiêu cao nhất là sự hài lòng của khách hàng. TQM nhấn mạnh sự hướng đến khách hàng, sự tham gia của nhân viên, cải tiến liên tục và quản lý dựa trên dữ liệu.

Ngoài ra, các phương pháp quản lý chất lượng hiện đại như *Lean Manufacturing* và *Six Sigma* cũng được ứng dụng rộng rãi. Lean tập trung vào việc loại bỏ lãng phí trong quy trình sản xuất, góp phần nâng cao chất lượng thông qua việc tinh gọn quy trình và giảm thiểu sai sót, trong khi Six Sigma một phương pháp quản lý chất lượng dựa trên thống kê, tập trung vào việc giảm thiểu sự biến động và loại bỏ các khuyết tật trong các quy trình kinh doanh, hướng đến mục tiêu đạt được mức chất lượng rất cao

2.1.3. Các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm trong sản xuất

Chất lượng sản phẩm trong quá trình sản xuất chịu ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố khác nhau, không chỉ phụ thuộc vào bản thân quy trình sản xuất mà còn bị chi phối bởi nhiều yếu tố từ cả bên trong và bên ngoài tổ chức. Thứ nhất, nguyên vật liệu đầu vào đóng vai trò quan trọng trong việc quyết định chất lượng sản phẩm cuối cùng, đây là một yếu tố then chốt bởi chất lượng vật liệu trực tiếp ảnh hưởng đến đặc tính kỹ thuật của sản phẩm. Chất lượng, tính đồng nhất và sự phù hợp của nguyên liệu ảnh hưởng trực tiếp đến các đặc tính kỹ thuật và cảm quan của sản phẩm. Thứ hai, thiết bị và công nghệ sản xuất có ảnh hưởng đến độ chính xác, độ tin cậy và khả năng tái lập trong quy trình sản xuất. Thiết bị hiện đại, được bảo trì tốt sẽ giúp nâng cao tính ổn định và giảm thiểu rủi ro về chất lượng. Thứ ba, yếu tố con người bao gồm trình độ tay nghề, nhận thức và thái độ làm việc của người lao động. Việc đào tạo nhân viên và xây dựng văn hóa chất lượng trong doanh nghiệp là điều kiện tiên quyết để đảm bảo chất lượng bền vững. Ngoài ra, các yếu tố về phương pháp, quy trình sản xuất là nền tảng tạo nên sự nhất quán trong sản phẩm. Các quy trình không được chuẩn hóa, thiếu minh bạch hoặc không cập nhật sẽ gây ra sai lệch và lỗi trong sản xuất. Cuối cùng, không thể không nhắc đến yếu tố môi trường sản xuất, bao gồm điều kiện nhiệt độ, độ ẩm, độ sạch... đặc biệt trong các ngành đòi hỏi độ chính xác cao. Việc không kiểm soát tốt các yếu tố môi trường có thể dẫn đến lỗi sản phẩm dù quy trình kỹ thuật đã được thiết kế tối ưu.

Hiểu rõ các khái niệm cơ bản về quản lý chất lượng sản phẩm, các mô hình quản lý chất lượng phổ biến và các yếu tố ảnh hưởng đến chất lượng trong quá trình sản xuất là nền tảng quan trọng để nghiên cứu và ứng dụng các công nghệ AI và học máy nhằm

nâng cao hiệu quả quản lý chất lượng. Các công nghệ này có tiềm năng to lớn trong việc giải quyết những thách thức mà các phương pháp truyền thống gặp phải, mở ra những hướng tiếp cận mới trong việc đảm bảo và nâng cao chất lượng sản phẩm.

2.2. Tổng quan về AI và Machine Learning trong sản xuất

2.2.1. Sơ lược về AI và Machine Learning

Trí tuệ nhân tạo (AI) là một lĩnh vực rộng liên quan đến việc sử dụng công nghệ để tạo ra máy móc và máy tính có khả năng mô phỏng các chức năng nhận thức liên quan đến trí thông minh của con người, chẳng hạn như khả năng hình dung, hiểu và phản hồi ngôn ngữ nói hoặc viết, phân tích dữ liệu, đưa ra khuyến nghị, v.v. Mục tiêu chính của AI là tạo ra những cỗ máy có thể tự suy nghĩ và hành động giống như con người. Cỗ máy này còn có khả năng xử lý một lượng dữ liệu lớn với tốc độ nhanh hơn con người. Mặc dù trí tuệ nhân tạo thường được coi là một hệ thống riêng biệt, nhưng thực chất nó là một tập hợp các công nghệ được triển khai trong hệ thống để cho phép hệ thống đó có khả năng suy luận, học hỏi và giải quyết các vấn đề phức tạp.

Nhìn chung, trí tuệ nhân tạo bao gồm nhiều lĩnh vực phụ, bao gồm:

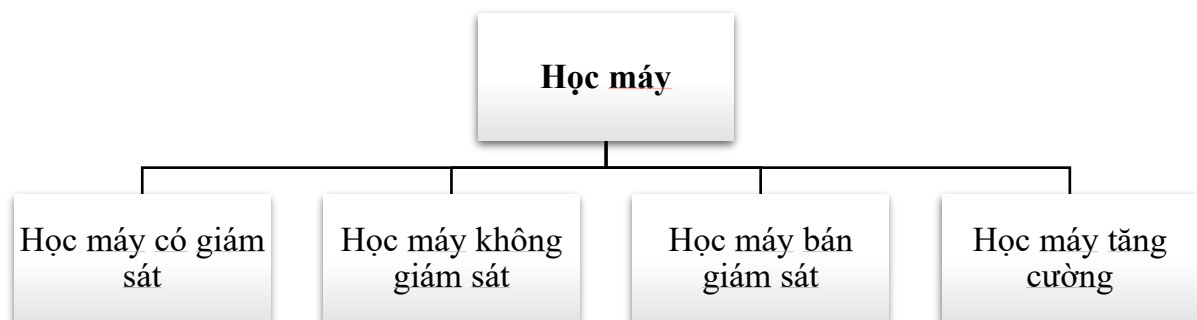
- Học máy: tự động hóa việc xây dựng mô hình phân tích. Nó sử dụng các phương pháp từ mạng nơ-ron, thống kê, nghiên cứu hoạt động và vật lý để tìm ra những hiểu biết ẩn trong dữ liệu mà không cần được lập trình rõ ràng về nơi cần tìm hoặc kết luận gì.
- Mạng nơ-ron: là một loại máy học lấy cảm hứng từ hoạt động của não người. Đây là một hệ thống máy tính bao gồm các đơn vị được kết nối với nhau (như nơ-ron) xử lý thông tin bằng cách phản hồi các đầu vào bên ngoài, chuyển tiếp thông tin giữa mỗi đơn vị. Quá trình này đòi hỏi nhiều lần xử lý dữ liệu để tìm kết nối và rút ra ý nghĩa từ dữ liệu chưa xác định.
- Học sâu: sử dụng mạng nơ-ron khổng lồ với nhiều lớp đơn vị xử lý, tận dụng những tiến bộ trong sức mạnh tính toán và các kỹ thuật đào tạo được cải thiện để học các mẫu phức tạp trong lượng dữ liệu lớn. Các ứng dụng phổ biến bao gồm nhận dạng hình ảnh và giọng nói.
- Thị giác máy tính: dựa vào nhận dạng mẫu và học sâu để nhận ra những gì có trong hình ảnh hoặc video. Khi máy móc có thể xử lý, phân tích và hiểu hình ảnh,

chúng có thể chụp ảnh hoặc video theo thời gian thực và diễn giải môi trường xung quanh.

- Xử lý ngôn ngữ tự nhiên: là khả năng của máy tính để phân tích, hiểu và tạo ra ngôn ngữ của con người, bao gồm cả lời nói. Giai đoạn tiếp theo của NLP là tương tác ngôn ngữ tự nhiên, cho phép con người giao tiếp với máy tính bằng ngôn ngữ bình thường, hàng ngày để thực hiện các nhiệm vụ.

Học máy được viết tắt là ML, là một tập hợp con của trí tuệ nhân tạo cho phép máy móc hoặc hệ thống tự động học hỏi và cải thiện thông qua kinh nghiệm. Thay vì lập trình rõ ràng, máy học sử dụng thuật toán để phân tích lượng lớn dữ liệu, học hỏi từ thông tin chi tiết và đưa ra quyết định sáng suốt. Theo thời gian, hiệu suất của các thuật toán học máy sẽ được cải thiện khi chúng được đào tạo hoặc tiếp xúc với ngày càng nhiều dữ liệu. Các mô hình học máy nên được coi là "đầu ra", nghĩa là những gì chương trình học được từ việc chạy thuật toán trên dữ liệu đào tạo. Chúng ta sử dụng càng nhiều dữ liệu, mô hình sẽ hoạt động càng tốt.

Các phân loại nhỏ của máy học [5]:

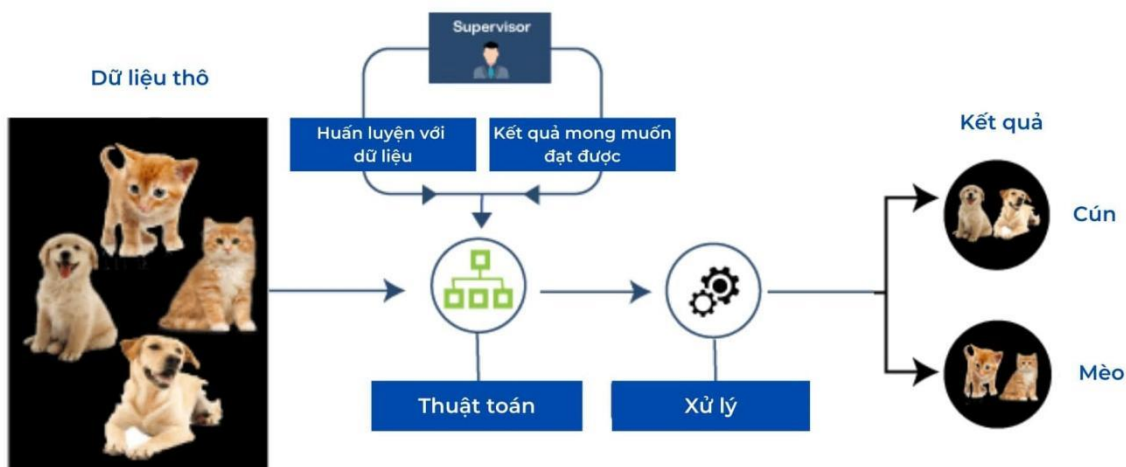


Ảnh 2-1 Phân loại các mô hình học máy

Học máy có giám sát (Supervised machine learning) là một trong những phương pháp học máy phổ biến và hiệu quả nhất hiện nay, được đào tạo bằng các tập dữ liệu được gán nhãn. Phương pháp này dựa trên việc sử dụng tập dữ liệu đã được gán nhãn để huấn luyện thuật toán, cho phép mô hình phân loại hoặc dự đoán kết quả với độ chính xác cao. Cách thức hoạt động của học có giám sát khá đơn giản nhưng mang lại hiệu quả mạnh mẽ. Thuật toán được cung cấp một tập dữ liệu bao gồm các đặc trưng (features) và nhãn (labels). Dựa trên mối quan hệ giữa dữ liệu đầu vào và đầu ra, mô

hình dân học cách đưa ra dự đoán chính xác khi tiếp xúc với dữ liệu mới. Các bài toán điển hình bao gồm phân loại (classification) và hồi quy (regression).

Học máy có giám sát



Ảnh 2-2 Học máy có giám sát (hình tham khảo)

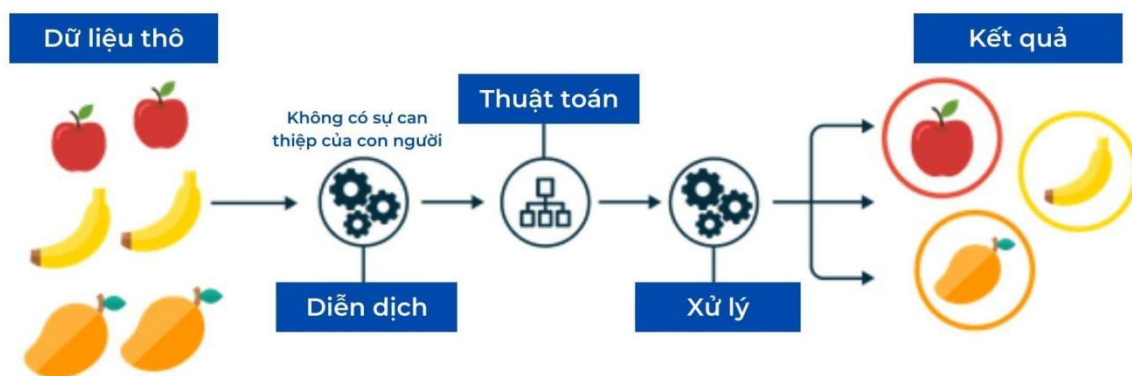
Dưới đây là một số thuật toán được sử dụng rộng rãi trong mô hình học máy có giám sát:

- Mạng nơ-ron nhân tạo (Neural Networks): Mô phỏng hoạt động của não bộ, đặc biệt hữu ích trong xử lý hình ảnh và ngôn ngữ.
- Hồi quy tuyến tính (Linear Regression): Dự đoán giá trị liên tục dựa trên mối quan hệ tuyến tính giữa các biến đầu vào và đầu ra.
- Cây quyết định: Kỹ thuật máy học có giám sát của cây quyết định lấy một số đầu vào nhất định và áp dụng cấu trúc if-else để dự đoán kết quả.
- Rừng ngẫu nhiên (Random Forest): Tập hợp nhiều cây quyết định, tăng cường độ chính xác và giảm thiểu hiện tượng overfitting.
- Máy hỗ trợ vectơ (Support Vector Machine - SVM): Tìm ra đường biên tối ưu để phân loại dữ liệu với khoảng cách lớn nhất giữa các nhóm dữ liệu.

Học máy không giám sát (Unsupervised machine learning) là một nhánh quan trọng của học máy, nơi các thuật toán phân tích và phân cụm dữ liệu chưa được gán nhãn. Không giống như học có giám sát, phương pháp này không yêu cầu con người cung cấp

nhân cho dữ liệu. Thay vào đó, hệ thống tự động phát hiện các mẫu, cụm hoặc mối quan hệ ẩn trong tập dữ liệu, từ đó đưa ra những chiến lược kinh doanh phù hợp. Học máy không giám sát có thể tìm thấy các mẫu hoặc xu hướng mà mọi người không tìm kiếm một cách rõ ràng. Ngoài ra, trong học không giám sát, còn có các thuật toán khác như mạng nơ-ron nhân tạo, thuật toán phân cụm K-means, và phương pháp phân cụm xác suất. Những thuật toán này giúp phân tích và nhóm dữ liệu lại với nhau dựa trên các đặc điểm chung, tìm ra những mô hình hoặc cấu trúc tiềm ẩn mà không cần nhãn đầu ra. Các bài toán điển hình bao gồm phân cụm (clustering), giảm chiều dữ liệu (dimensionality reduction)

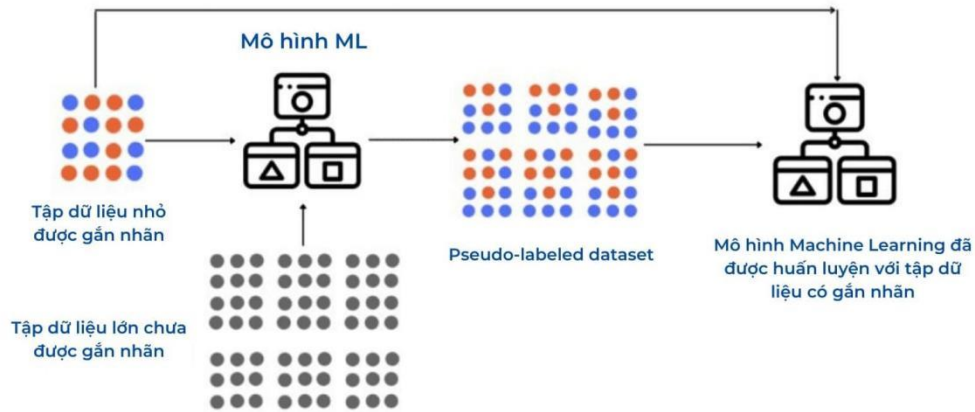
Học máy không giám sát



Ảnh 2-3 Học máy không giám sát (hình tham khảo)

Học bán giám sát (Semi-supervised learning) là phương pháp học máy kết hợp học có giám sát và học không giám sát, tận dụng điểm mạnh của cả hai phương pháp để giải quyết các bài toán phức tạp. Quá trình đào tạo của phương pháp này sử dụng một tập dữ liệu có nhãn nhỏ hơn so với học có giám sát, kết hợp với một tập dữ liệu lớn không nhãn để giúp mô hình học cách phân loại hoặc trích xuất tính năng từ dữ liệu không được gán nhãn. Trong phương pháp học bán giám sát, mô hình bắt đầu với một tập dữ liệu có nhãn nhỏ, giúp hướng dẫn phân loại và tạo ra các quyết định chính xác cho một số ít trường hợp. Sau đó, thuật toán tiếp tục sử dụng tập dữ liệu không nhãn lớn hơn để mở rộng và cải thiện khả năng tổng quát của mô hình.

Học máy bán giám sát



Ảnh 2-4 Học máy bán giám sát (hình tham khảo)

Học máy tăng cường là một phương pháp học máy, trong đó một hệ thống học cách hành động trong một môi trường thông qua việc thử nghiệm và rút kinh nghiệm. Mỗi lần hệ thống thực hiện một hành động, nó sẽ nhận được phản hồi từ môi trường dưới dạng phần thưởng hoặc hình phạt. Mục tiêu của phương pháp này là học cách hành động sao cho nhận được phần thưởng nhiều nhất có thể trong suốt quá trình học.

Ngành sản xuất đứng trước nhu cầu chuyển đổi số toàn diện để nâng cao hiệu suất và khả năng cạnh tranh. Một trong những động lực chính thúc đẩy sự chuyển đổi này chính là sự ứng dụng của công nghệ. Thay vì phụ thuộc hoàn toàn vào kinh nghiệm con người, các nhà máy hiện đại đang chuyển dịch sang những hệ thống thông minh có khả năng tự học hỏi, phân tích dữ liệu theo thời gian thực và đưa ra các quyết định tối ưu nhằm cải thiện hiệu quả sản xuất và chất lượng sản phẩm. Đây không chỉ đơn thuần là xu hướng công nghệ, AI và ML đang từng bước trở thành nền tảng cho các mô hình sản xuất hiện đại, thông minh và linh hoạt hơn.

2.2.2. Lợi ích việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy trong ngành sản xuất

Theo nhiều nghiên cứu học thuật, việc tích hợp công nghệ vào hệ thống sản xuất mang lại những lợi ích to lớn trong việc tăng năng suất, giảm thiểu lỗi, và hỗ trợ ra quyết định hiệu quả hơn. Một trong những vai trò nổi bật của AI và ML trong sản xuất là *khả năng tối ưu hóa quy trình vận hành*. Zhong đã nhấn mạnh rằng AI giúp phân tích dữ liệu theo thời gian thực từ các dây chuyền sản xuất, phát hiện điểm nghẽn và đề xuất các biện pháp cải tiến [6]. Các thuật toán học máy có khả năng học từ dữ liệu quá khứ và dự

đoán hành vi tương lai, giúp nhà máy điều chỉnh thông số vận hành nhằm đạt được hiệu suất tối ưu.

AI không chỉ thay thế con người trong các công việc lặp lại mà còn *nâng cao năng suất của toàn bộ lực lượng lao động*. Accenture dự báo AI có thể tăng năng suất sản xuất lên 40% hoặc hơn vào năm 2035 [7]. Bằng cách phân tích dữ liệu theo thời gian thực và đưa ra các quyết định thông minh, AI giúp doanh nghiệp giảm thời gian chết, tối ưu hóa lịch trình sản xuất và sử dụng hiệu quả nguồn lực hiện có. Với các nhà quản lý, đây là cơ hội để biến đội ngũ của mình thành một cỗ máy vận hành trơn tru, hiệu quả vượt trội. Chẳng hạn, AI có thể dự đoán nhu cầu nguyên liệu đầu vào, từ đó điều chỉnh sản xuất để tránh tồn kho dư thừa – một bài toán đau đầu với nhiều doanh nghiệp.

Một vai trò quan trọng không thể bỏ qua của AI là trong *kiểm tra chất lượng sản phẩm*. Công nghệ thị giác máy kết hợp với các mô hình học sâu cho phép phát hiện lỗi sản phẩm một cách nhanh chóng, chính xác và liên tục. Nelson đã chứng minh các hệ thống này có thể phát hiện lỗi vi mô mà mắt người khó nhận ra, giúp đảm bảo chất lượng sản phẩm đầu ra ở mức cao nhất [8]. Đây cũng chính là lý do các công ty lớn như Samsung, Foxconn hay VinFast đang triển khai rộng rãi các hệ thống kiểm tra chất lượng tự động dựa trên AI tại nhà máy của họ. Ngoài ra, AI và ML còn góp phần *tăng khả năng thích ứng của doanh nghiệp trước các biến động của thị trường*. Nhờ khả năng học hỏi từ dữ liệu và điều chỉnh mô hình dự đoán liên tục, hệ thống thông minh có thể hỗ trợ doanh nghiệp linh hoạt thay đổi kế hoạch sản xuất, kiểm soát chất lượng ngay cả khi thay đổi mẫu mã sản phẩm hoặc nguyên vật liệu đầu vào.

2.2.3. Lợi ích việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy trong quản lý chất lượng

Việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning – ML) trong sản xuất, đặc biệt là trong quản lý chất lượng đã mang đến những lợi ích thiết thực và sâu rộng. Một trong những lợi ích đầu tiên và rõ rệt nhất là khả năng *tăng cường độ chính xác trong quá trình kiểm tra chất lượng sản phẩm*. Thay vì dựa vào mắt thường hoặc thao tác thủ công vốn tiềm ẩn nhiều sai sót, hệ thống thị giác máy được tích hợp AI có thể phát hiện các khuyết tật dù là nhỏ nhất với độ chính xác vượt trội. Điều này không chỉ giúp cải thiện chất lượng sản phẩm đầu ra mà còn góp phần nâng cao uy tín thương hiệu trong mắt người tiêu dùng.

Trí tuệ nhân tạo hỗ trợ hiệu quả trong việc thu thập, xử lý và phân tích khối lượng lớn dữ liệu từ các cảm biến, hệ thống sản xuất và thiết bị giám sát. Thay vì phân tích dữ liệu theo cách thủ công truyền thống, AI cho phép xử lý thời gian thực với tốc độ nhanh hơn và độ chính xác cao hơn. Điều này giúp doanh nghiệp nhanh chóng phát hiện các vấn đề phát sinh trong quá trình sản xuất và đưa ra quyết định kịp thời, góp phần đảm bảo chất lượng ổn định.

Một trong những ứng dụng nổi bật của AI là khả năng phát hiện lỗi sản phẩm thông qua công nghệ thị giác máy tính. Hệ thống camera và phần mềm phân tích hình ảnh cho phép kiểm tra hình dạng, màu sắc, kết cấu bề mặt hoặc các khiếm khuyết vi mô của sản phẩm giúp giảm đáng kể tỷ lệ lỗi và số lượng sản phẩm hỏng. Việc phát hiện lỗi được thực hiện trong thời gian thực, giúp doanh nghiệp loại bỏ sản phẩm không đạt yêu cầu ngay tại công đoạn sản xuất, từ đó hạn chế tối đa lỗi lặp lại và tăng độ tin cậy của sản phẩm đầu ra.

Không chỉ dừng lại ở việc cải thiện chất lượng, AI và ML còn giúp giảm thiểu sự phụ thuộc vào lao động thủ công trong các công đoạn kiểm tra và giám sát. Trong bối cảnh thiếu hụt lao động kỹ thuật cao ngày càng gia tăng, đặc biệt ở các ngành sản xuất đòi hỏi quy trình nghiêm ngặt, việc tự động hóa nhờ AI trở thành một giải pháp mang tính chiến lược. Các hệ thống này có thể hoạt động liên tục, không bị ảnh hưởng bởi yếu tố con người như mệt mỏi, cảm xúc hay sai sót do chủ quan, từ đó tạo nên một môi trường sản xuất ổn định và đáng tin cậy hơn.

Việc ứng dụng AI trong kiểm tra chất lượng còn mang lại lợi ích kinh tế rõ rệt. Doanh nghiệp có thể giảm chi phí kiểm tra sản phẩm, chi phí nhân sự và đặc biệt là chi phí phát sinh do lỗi sản phẩm bị phát hiện muộn. Việc tập trung nguồn lực vào những khu vực có nguy cơ cao giúp cải thiện hiệu suất sử dụng tài nguyên và tăng tỷ lệ sản phẩm đạt chuẩn, từ đó nâng cao hiệu quả tổng thể của toàn bộ hệ thống sản xuất. Thêm vào đó, AI đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo doanh nghiệp tuân thủ các tiêu chuẩn quốc tế về quản lý chất lượng như ISO 9001, IATF 16949... Các hệ thống kiểm tra và giám sát thông minh hỗ trợ ghi lại dữ liệu, theo dõi quá trình sản xuất một cách liên tục, tạo điều kiện thuận lợi cho việc đánh giá định kỳ và cải tiến liên tục theo nguyên tắc PDCA (Plan – Do – Check – Act).

Cuối cùng, tất cả những lợi ích trên đã và đang góp phần *nâng cao năng lực cạnh tranh của doanh nghiệp trên thị trường trong nước và quốc tế*. Khi chất lượng sản phẩm được cải thiện, quy trình được tối ưu hóa và chi phí được kiểm soát hiệu quả hơn, doanh nghiệp có nhiều cơ hội hơn để mở rộng thị phần, đáp ứng nhanh chóng nhu cầu đa dạng của khách hàng, và duy trì vị thế bền vững trong ngành công nghiệp sản xuất đang ngày càng cạnh tranh khốc liệt.

Tóm lại, trí tuệ nhân tạo và học máy không chỉ là những công nghệ hỗ trợ mà đang trở thành một phần cốt lõi trong hệ sinh thái sản xuất hiện đại. Việc triển khai AI và ML một cách chiến lược sẽ giúp doanh nghiệp không chỉ cải thiện chất lượng sản phẩm mà còn nâng cao hiệu suất vận hành, tối ưu hóa chi phí và xây dựng lợi thế cạnh tranh bền vững trong dài hạn.

2.3. Sơ lược các phương pháp kiểm tra chất lượng truyền thống

Trong ngành sản xuất, kiểm tra chất lượng sản phẩm là một bước quan trọng nhằm đảm bảo sản phẩm đạt tiêu chuẩn trước khi xuất xưởng. Hiện nay, nhiều doanh nghiệp vẫn sử dụng các phương pháp kiểm tra truyền thống chủ yếu dựa vào nhân công và thiết bị đo kiểm thủ công. Việc kiểm tra chất lượng sản phẩm có thể được thực hiện bằng nhiều phương pháp khác nhau, các phương pháp truyền thống như kiểm tra bằng mắt thường, sử dụng cảm biến đo lường, kiểm tra mẫu ngẫu nhiên.

- *Kiểm tra bằng mắt thường*: Đây là phương pháp phổ biến nhất trong các nhà máy sản xuất truyền thống, nơi công nhân trực tiếp quan sát và đánh giá chất lượng sản phẩm. Mặc dù phương pháp này có thể phát hiện một số lỗi đơn giản, nhưng dễ bị ảnh hưởng bởi yếu tố con người, chẳng hạn như mệt mỏi, thiếu tập trung hoặc chủ quan. Độ chính xác của phương pháp này thường không cao và không thể kiểm tra đồng thời nhiều sản phẩm với tốc độ nhanh.
- *Sử dụng phương pháp đo lường thủ công*: Phương pháp này sử dụng công cụ như thước kẻ, đồng hồ so, cân tiểu ly hoặc các thiết bị đo thông số vật lý khác để kiểm tra kích thước, trọng lượng hoặc các đặc tính cơ học của sản phẩm. Mặc dù kết quả có thể chính xác hơn quan sát bằng mắt thường, nhưng quá trình này lại tốn nhiều thời gian, không phù hợp với dây chuyền sản xuất lớn và có tốc độ cao.

Hơn nữa, việc thao tác thủ công nhiều lần còn tiềm ẩn rủi ro sai sót trong quá trình đo đạc và ghi nhận dữ liệu.

- *Kiểm tra mẫu ngẫu nhiên:* Thay vì kiểm tra toàn bộ sản phẩm, chỉ một phần nhỏ được kiểm tra. Điều này có thể dẫn đến việc bỏ sót lỗi nếu lỗi xuất hiện không đồng đều.

Các phương pháp kiểm tra truyền thống vẫn đóng vai trò quan trọng trong việc kiểm soát chất lượng sản phẩm. Tuy nhiên, chúng tốn nhiều nhân lực, thời gian kiểm tra lâu, độ chính xác không cao, và không đáp ứng được yêu cầu kiểm tra số lượng lớn, đang dần bộc lộ nhiều điểm hạn chế trong môi trường sản xuất hiện đại. Để khắc phục những hạn chế này, với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning - ML), các hệ thống kiểm tra chất lượng dựa trên AI mang lại độ chính xác cao hơn, tốc độ kiểm tra nhanh hơn và khả năng tự động hóa hoàn toàn. Một số lợi ích vượt trội trong việc kiểm tra chất lượng sản phẩm:

Tốc độ kiểm tra nhanh hơn: AI có thể xử lý hàng ngàn sản phẩm mỗi giờ bằng cách sử dụng Computer Vision để phân tích hình ảnh sản phẩm theo thời gian thực. Trong khi con người có thể kiểm tra một sản phẩm trong vài giây, thì AI có thể kiểm tra cùng lúc nhiều sản phẩm với tốc độ cao hơn đáng kể.

Độ chính xác cao hơn: AI có thể phát hiện các lỗi nhỏ mà mắt người khó nhận ra, đặc biệt là các lỗi bề mặt hoặc sai sót kích thước ở mức micromet. Các thuật toán Deep Learning (CNN, YOLO...) có thể học từ dữ liệu lớn và tự động cải thiện khả năng nhận diện lỗi theo thời gian. Độ chính xác của AI có thể đạt trên 99%, giảm thiểu tỷ lệ lỗi so với phương pháp truyền thống.

Giảm chi phí vận hành: Mặc dù chi phí đầu tư ban đầu cao, nhưng về lâu dài, AI giúp giảm chi phí nhân công, giảm sai sót và hạn chế sản phẩm lỗi. Hệ thống AI có thể hoạt động liên tục 24/7, không bị ảnh hưởng bởi yếu tố con người, từ đó tăng năng suất và giảm chi phí vận hành.

So sánh chi phí và lợi ích của việc sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong quản lý sản xuất với các phương pháp và công cụ quản lý thông thường có thể giúp các doanh nghiệp đưa ra quyết định hợp lý về việc đầu tư vào công nghệ mới [9]. Dưới đây là bảng so

sánh chi phí và lợi ích của việc sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong quản lý sản xuất so với các phương pháp và công cụ quản lý thông thường:

Bảng 2-1 So sánh chi phí giữa phương pháp truyền thống và sử dụng AI

Yếu tố	Phương pháp AI	Phương pháp/công cụ truyền thống
Chi phí đầu tư ban đầu	Chi phí cao (phần mềm, phần cứng, đội ngũ chuyên gia)	Chi phí thấp hơn, dễ triển khai
Chi phí duy trì	Chi phí cao (cập nhật, bảo trì, đào tạo nhân viên)	Chi phí duy trì thấp hơn, nhưng có thể phát sinh khi nâng cấp
Chi phí tiềm ẩn	Rủi ro trong triển khai và bảo mật dữ liệu	Rủi ro thấp hơn nhưng có thể trở nên lỗi thời
Chi phí vận hành	Tiết kiệm chi phí nhân sự về lâu dài	Cao do cần nhiều nhân lực
Giảm chi phí sản xuất	Phát hiện lãng phí, tối ưu hóa nguyên liệu và dự đoán nhu cầu chính xác	Giảm chi phí nhưng không hiệu quả trong tối ưu hóa
Nâng cao chất lượng sản phẩm	Tự động hóa kiểm tra chất lượng, phát hiện lỗi nhanh chóng	Kiểm tra chất lượng dựa vào con người, dễ dẫn đến sai sót
Quy trình ra quyết định	Cung cấp thông tin phân tích sâu và dự báo chính xác	Quy trình ra quyết định dựa vào kinh nghiệm và dữ liệu hạn chế

Bảng so sánh trên cho thấy rằng việc sử dụng AI trong quản lý sản xuất có nhiều lợi ích vượt trội so với các phương pháp và công cụ quản lý truyền thống. Mặc dù chi phí đầu tư ban đầu và duy trì có thể cao hơn, nhưng những lợi ích mà AI mang lại về hiệu suất, chất lượng sản phẩm, và khả năng dự đoán nhu cầu thường đáng giá và có thể dẫn đến lợi nhuận cao hơn trong dài hạn.

2.4. Một số ứng dụng AI/ML trong quản lý chất lượng sản phẩm

Trong bối cảnh các phương pháp kiểm tra chất lượng truyền thống ngày càng bộc lộ những hạn chế về độ chính xác, tốc độ và tính nhất quán thì sự ra đời và phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (ML) đã mở ra một hướng đi mới, hiệu quả hơn trong lĩnh vực kiểm soát chất lượng sản phẩm. Những công nghệ tiên tiến này không chỉ giúp tự động hóa quy trình kiểm tra, mà còn cung cấp khả năng phát hiện lỗi sớm, chính xác và nhất quán, ngay cả trong môi trường sản xuất phức tạp. Sự phát triển mạnh mẽ của AI và học máy đã mở ra nhiều cơ hội mới trong việc nâng cao hiệu quả quản lý chất lượng sản phẩm. Các ứng dụng tiêu biểu của AI và học máy trong quản lý chất lượng sản phẩm như:

Dự đoán và phòng ngừa lỗi: Các mô hình học máy có thể được huấn luyện trên dữ liệu lịch sử về các lỗi sản phẩm và các thông số quy trình để dự đoán khả năng xảy ra lỗi trong tương lai. Cho phép các nhà sản xuất thực hiện các biện pháp phòng ngừa chủ động, chẳng hạn như điều chỉnh thông số máy móc hoặc bảo trì thiết bị trước khi xảy ra sự cố. Ví dụ, công ty General Electric (GE) đã triển khai hệ thống AI để phân tích dữ liệu hoạt động của tuabin và động cơ công nghiệp, từ đó dự báo chính xác thời điểm xảy ra hỏng hóc, giảm 5% thời gian ngừng máy và tiết kiệm hàng triệu USD chi phí bảo trì [10].

Phát hiện khuyết tật tự động: Sử dụng thị giác máy tính và các mô hình học sâu, hệ thống AI có thể tự động kiểm tra sản phẩm trên dây chuyền sản xuất để phát hiện các khuyết tật bề mặt, lỗi lắp ráp hoặc các vấn đề chất lượng khác một cách nhanh chóng và chính xác hơn so với kiểm tra thủ công. So với con người, hệ thống thị giác máy hoạt động không mệt mỏi, có độ chính xác cao và đảm bảo tính nhất quán trong mọi điều kiện vận hành. Claireye, một công ty AI công nghiệp, đã phát triển hệ thống phát hiện lỗi cho dây chuyền sản xuất hộp giấy, giúp tăng độ chính xác kiểm tra lên đến 98% và giảm đáng kể thời gian xử lý [11].

Phân tích nguyên nhân gốc rễ của vấn đề chất lượng: AI không chỉ hỗ trợ phát hiện lỗi mà còn đóng vai trò quan trọng trong việc phân tích nguyên nhân gốc rễ của các vấn đề chất lượng. Với khả năng xử lý lượng lớn dữ liệu và phát hiện các mối quan hệ phức tạp giữa các biến số sản xuất, các mô hình AI có thể xác định chính xác yếu tố nào dẫn

đến sự cố hoặc suy giảm chất lượng. Các thuật toán học máy không giám sát như phân cụm và phân tích luật kết hợp có thể giúp xác định các mối quan hệ tiềm ẩn giữa các yếu tố quy trình và các vấn đề chất lượng, từ đó hỗ trợ việc xác định nguyên nhân gốc rễ của các lỗi sản phẩm. Ví dụ, Databricks đã phát triển phương pháp phân tích nguyên nhân bằng AI nhân quả (causal AI), giúp xác định ảnh hưởng của các biến đầu vào như nhiệt độ, tốc độ dây chuyền, hay độ ẩm đến tỷ lệ lỗi của sản phẩm trong ngành sản xuất dược phẩm [12].

Tối ưu hóa quy trình sản xuất để cải thiện chất lượng: Các mô hình học máy có thể được sử dụng để phân tích các thông số quy trình và dự đoán tác động của các thay đổi đối với chất lượng sản phẩm. Do đó, các nhà sản xuất tối ưu hóa các thiết lập quy trình để đạt được chất lượng sản phẩm cao nhất. Một nghiên cứu của Wang et al. (2020) cho thấy việc ứng dụng AI trong điều chỉnh thông số lò nung trong ngành sản xuất thép đã giúp giảm tỷ lệ phế phẩm và nâng cao độ đồng đều sản phẩm [13].

Giám sát chất lượng thời gian thực: AI có thể được tích hợp với các hệ thống cảm biến và IoT để giám sát chất lượng sản phẩm trong thời gian thực trên toàn bộ chuỗi cung ứng. Cho phép phát hiện sớm các vấn đề và đưa ra các biện pháp khắc phục kịp thời. Foxconn, một trong những nhà sản xuất thiết bị điện tử lớn nhất thế giới, đã tích hợp hệ thống AI trong nhà máy thông minh để giám sát chất lượng sản phẩm theo thời gian thực, giúp giảm 30% tỷ lệ lỗi và cải thiện tốc độ sản xuất [14].

Phân tích phản hồi của khách hàng để cải thiện chất lượng: Các kỹ thuật NLP có thể được sử dụng để phân tích ý kiến và phản hồi của khách hàng từ nhiều nguồn khác nhau. Ví dụ đánh giá trực tuyến, mạng xã hội, khảo sát) để xác định các vấn đề chất lượng và nhu cầu cải tiến sản phẩm [15].

Các ứng dụng trên đã cho thấy rằng trí tuệ nhân tạo và học máy đang nổi lên như những công cụ mạnh mẽ và đầy tiềm năng trong việc cách mạng hóa lĩnh vực quản lý chất lượng sản phẩm. Việc ứng dụng AI/ML vào kiểm tra chất lượng không chỉ giúp giảm tỷ lệ sản phẩm lỗi, nâng cao chất lượng đầu ra mà còn tăng cường khả năng truy xuất nguồn gốc và kiểm soát rủi ro trong chuỗi cung ứng. Đây là bước tiến quan trọng trong tiến trình chuyển đổi số ngành sản xuất theo hướng thông minh và bền vững. Trong một môi trường sản xuất định hướng dữ liệu, việc ứng dụng AI và ML không chỉ đóng

vai trò thay thế con người trong các tác vụ kiểm tra, mà còn đóng góp vào chiến lược chuyển đổi số tổng thể của doanh nghiệp.

CHƯƠNG 3. THỰC TRẠNG KIỂM TRA CHẤT LƯỢNG SẢN PHẨM TẠI PREMO VIỆT NAM

3.1. Giới thiệu về công ty Premo Việt Nam

Premo Việt Nam là công ty con thuộc tập đoàn Premo, là công ty 100% vốn đầu tư từ Tây Ban Nha, khởi động tại Việt Nam vào năm 2016. Với sự phát triển mạnh mẽ, đến nay công ty có khoảng 1000 nhân sự, trong đó khoảng 300 nhân sự khối văn phòng và hơn 600 công nhân sản xuất. Premo luôn hướng đến việc tạo ra môi trường làm việc tích cực, chuyên nghiệp, tạo điều kiện để nhân viên phát triển. Ngoài ra, Premo đã rất chú trọng đến việc đào tạo cũng như tổ chức các hoạt động văn hóa sôi nổi, sáng tạo

Hiện nay, Premo Việt Nam đặt tại Lô 21, Khu công nghiệp Điện Nam, Điện Ngọc, Phường Điện Ngọc, Thị Xã Điện Bàn, Tỉnh Quảng Nam. Là nhà máy sản xuất linh kiện điện tử thứ 3 thuộc tập đoàn Premo, 2 nhà máy khác nằm tại Ma-rốc và Trung Quốc. Công ty cung cấp một loạt các sản phẩm phục vụ cho ngành công nghiệp điện tử, bao gồm máy biến áp năng lượng cho e-mobility, các bộ lọc điện xoay chiều, và cảm biến RFID. Với sự phát triển không ngừng trong công nghệ, Premo Việt Nam đã đáp ứng nhu cầu của thị trường trong các lĩnh vực như ô tô điện, lưới điện thông minh, và ứng dụng Internet of Things (IoT).



Ảnh 3-1 Công ty TNHH Premo Việt Nam

Với tầm nhìn và sứ mệnh rõ ràng, Công Ty TNHH Premo Việt Nam không ngừng mở rộng và phát triển các công nghệ mới để phục vụ cho nhu cầu ngày càng cao của thị trường. Công ty đã tích cực tham gia vào nghiên cứu và phát triển, tạo ra các sản phẩm

đổi mới và hiệu quả để phục vụ các ứng dụng công nghiệp, ô tô, và công nghệ thực tế ảo (VR/AR).



Tầm nhìn của Premo là trở thành công ty dẫn đầu toàn cầu về công nghệ điện tử đổi mới giúp thay đổi các tiêu chuẩn ngành. Premo mong muốn thúc đẩy một tương lai bền vững thông qua những tiến bộ đột phá và quan hệ đối tác hợp tác, định vị mình ở vị trí hàng đầu trong Cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ 4.

Sứ mệnh của Premo là thúc đẩy sự đổi mới trong các thành phần điện tử, cung cấp các giải pháp tiên tiến, chất lượng cao, hỗ trợ các ngành công nghiệp trên toàn thế giới. Premo nỗ lực hết mình để nâng cao khả năng kết nối, hiệu quả và tính bền vững thông qua các công nghệ tiên tiến, giúp khách hàng của Premo phát triển mạnh mẽ trên thị trường của họ



Tại PREMO, công ty được tổ chức thành ba đơn vị kinh doanh chuyên biệt, mỗi đơn vị tập trung vào việc cung cấp các giải pháp hàng đầu trong ngành gồm:

- *Truy cập và bảo mật di động*: cung cấp các giải pháp RFID ô tô tiên tiến được thiết kế để tăng cường khả năng kết nối và bảo mật của xe. Công nghệ tiên tiến của Premo cung cấp năng lượng cho các hệ thống ra vào không cần chìa khóa, thiết bị chống trộm và truy cập xe an toàn, đáp ứng các tiêu chuẩn cao nhất về an toàn và tiện lợi của ô tô.
- *Hệ thống năng lượng di động*: Đơn vị này chuyên phát triển các sản phẩm năng lượng sáng tạo cho nhiều loại xe, bao gồm động cơ điện, hybrid và động cơ đốt trong. Premo chuyên về máy biến áp hiệu suất cao, cuộn cảm và linh kiện cảm

ứng cho bộ chuyển đổi DC-DC và bộ sạc trên xe, đảm bảo quản lý năng lượng và hiệu suất đáng tin cậy.

- *Linh kiện thụ động tiên tiến (APC):* Phục vụ thị trường công nghiệp và phi ô tô, APC cung cấp các linh kiện cảm ứng hiệu suất cao cho các ứng dụng như lưới điện thông minh, năng lượng tái tạo và tự động hóa công nghiệp. Sản phẩm của Premo được thiết kế để đảm bảo độ tin cậy và hiệu quả, hỗ trợ những tiến bộ công nghệ trong nhiều ngành công nghiệp khác nhau

Bảng 3-1 Phân loại sản phẩm

Loại sản phẩm	Phân loại
Truy cập và bảo mật	Cuộn dây RFID
	Ăng – ten LF
	Mô – đun truy cập xe thông minh
Hệ thống điện di động	Máy biến áp phụ trợ
	Máy biến áp điện
	Cuộn cảm nguồn
	Từ tính phẳng
Linh kiện thụ động nâng cao	Bộ lọc chặn
	Cuộn dây AR/VR
	Cuộn dây điện từ
	Bộ ghép cảm ứng
	Máy phân tích quang phổ

3.2. Tổng quan về dây chuyền sản xuất đang nghiên cứu

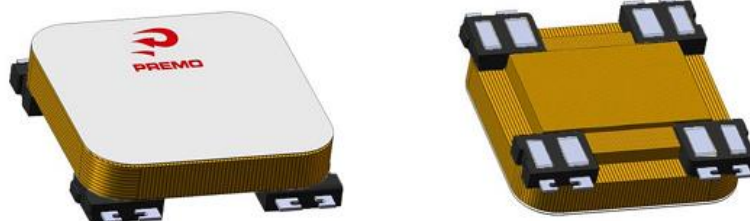
3.2.1. Sơ lược về sản phẩm cuộn cảm 3DC

Cuộn cảm là một linh kiện điện tử được sử dụng để lưu trữ năng lượng dưới dạng từ trường khi có dòng điện chạy qua. Trong hệ thống SmartKey của ô tô, cuộn cảm đóng vai trò quan trọng trong việc truyền tín hiệu không dây giữa chìa khóa thông minh (SmartKey) và xe ô tô. Khi người dùng nhấn nút trên SmartKey hoặc đến gần xe, cuộn cảm trong hệ thống nhận tín hiệu LF từ xe ô tô. Tín hiệu này tạo ra một dòng điện cảm ứng trong cuộn cảm của SmartKey, SmartKey sau đó gửi tín hiệu phản hồi (thường qua

sóng RF – Radio Frequency) đến hệ thống xe để xác minh mã hóa. Nếu mã hóa khớp, xe sẽ mở khóa cửa hoặc cho phép khởi động động cơ.

Cuộn cảm 3DC đóng vai trò là sản phẩm then chốt trong hoạt động sản xuất của nhà máy, không chỉ bởi tính ứng dụng cao trong các thiết bị điện tử mà còn bởi nhu cầu ngày càng tăng từ các ngành công nghiệp công nghệ cao, đặc biệt là trong hệ thống SmartKey ô tô. Với khả năng ổn định tín hiệu, tiết kiệm năng lượng và đảm bảo an toàn trong truyền dẫn dữ liệu, cuộn cảm trở thành linh kiện không thể thiếu trong các thiết bị thông minh hiện đại. Sản phẩm này đã góp phần mang lại nguồn doanh thu đáng kể cho nhà máy, chiếm tỷ trọng lớn trong tổng doanh thu hàng năm. Việc tập trung đầu tư vào dây chuyền sản xuất hiện đại, áp dụng công nghệ tự động hóa và nâng cao chất lượng sản phẩm sẽ không chỉ củng cố vị thế của nhà máy trên thị trường mà còn tạo ra lợi thế cạnh tranh bền vững trong tương lai. Hình 1. 4 là sản phẩm cuộn cảm 3DC COIL 11X11 LP LC hoàn thiện. Sản phẩm được cấu tạo bởi: SUB (đế và lõi), dây đồng, nhãn nhận diện

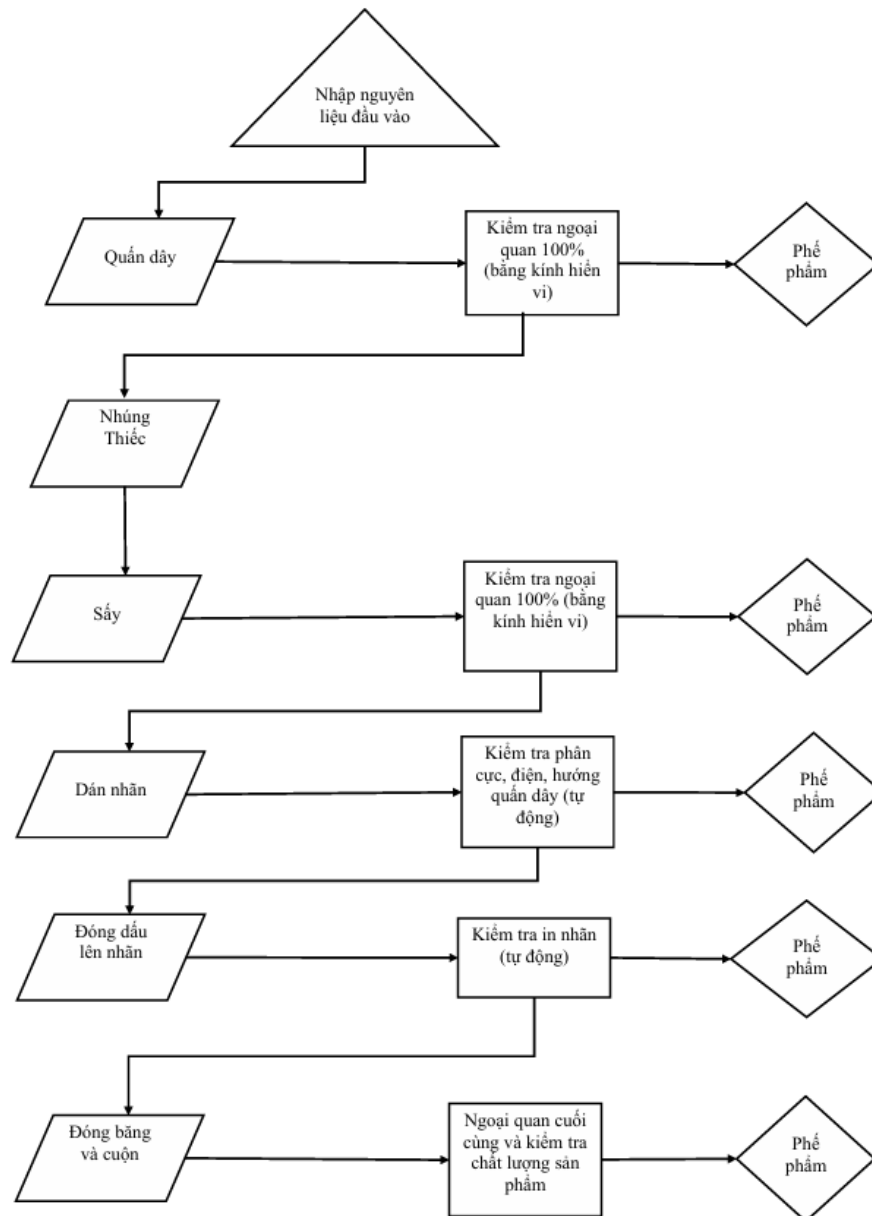
- Đế: Là phần nền của cuộn cảm, làm từ vật liệu nhựa. Dùng để cố định các bộ phận khác và đảm bảo cuộn cảm được gắn chặt trong mạch điện.
- Lõi thường được làm từ vật liệu từ tính như ferrite hoặc thép silicon. Giúp tăng cường từ trường, cải thiện khả năng lưu trữ năng lượng và tăng độ tự cảm.
- Dây đồng: Là phần quan trọng nhất, thường được quấn xung quanh lõi (core). Dây đồng được bọc lớp cách điện (như men cách điện) để tránh ngắn mạch giữa các vòng dây. Số vòng dây, đường kính dây, và chất liệu của dây tùy thuộc vào yêu cầu của khách hàng.
- Nhãn: dùng để nhận biết mã sản phẩm và được dán dưới dạng tem.



Ảnh 3-2 Sản phẩm cuộn cảm 3DC

3.2.2. Quy trình sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC

Để đảm bảo chất lượng và độ ổn định của sản phẩm, quy trình sản xuất cuộn cảm cần tuân thủ chặt chẽ các tiêu chuẩn kỹ thuật từ khâu nhập nguyên liệu đến kiểm tra cuối cùng trước khi xuất xưởng. Mỗi bước trong quy trình không chỉ đảm bảo tính chính xác về mặt cơ học mà còn giúp tối ưu hóa hiệu suất điện từ của cuộn cảm. Dưới đây là mô tả chi tiết từng công đoạn trong quy trình sản xuất cuộn cảm, cụ thể:



Ảnh 3-3 Quy trình sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC

Nhập nguyên liệu - Kiểm tra đầu vào: tại đây sẽ tiếp nhận các nguyên liệu chính bao gồm dây đồng cách điện, lõi ferrite, chất hàn thiếc, nhãn mác... được nhập vào kho và kiểm tra chất lượng đầu vào. Một quy trình kiểm tra chất lượng đầu vào (IQC) được

thực hiện để xác minh các đặc tính vật lý, hóa học, và điện của nguyên liệu tuân thủ các tiêu chuẩn kỹ thuật đã được xác định. Các thông số như kích thước, độ tinh khiết vật liệu, khả năng cách điện của dây dẫn, và tính chất từ thẩm của lõi đều được đánh giá. Quá trình kiểm tra này giúp phát hiện lỗi về kích thước, độ sạch và tính dẫn điện của dây đồng để đảm bảo chất lượng sản xuất.

Quấn dây: Dây dẫn sau khi đạt tiêu chuẩn kiểm tra đầu vào sẽ được quấn một cách chính xác lên các trục có kích thước khác nhau (ký hiệu X, Y, Z có thể biểu thị các kích thước hoặc hình dạng lõi khác nhau). Đầu tiên, dây đồng được quấn theo trục X bằng máy quấn dây tự động để tạo ra vòng dây sơ bộ. Việc quấn đúng số vòng, độ căng dây và vị trí theo thiết kế là rất quan trọng để đảm bảo hiệu suất của cuộn cảm. Sau khi quấn trục X, dây tiếp tục được quấn theo trục Y để tạo kết cấu ba chiều giúp tối ưu hóa từ trường của cuộn cảm. Máy quấn dây được lập trình để đảm bảo khoảng cách giữa các vòng dây chính xác. Quá trình quấn tiếp tục theo trục Z để hoàn thiện kết cấu cuộn cảm. Quá trình quấn dây được thực hiện bằng các máy quấn chuyên dụng, đảm bảo số vòng quấn, độ căng của dây, và sự phân bố đều của các vòng dây theo các thông số kỹ thuật thiết kế. Giai đoạn này yêu cầu kiểm soát chặt chẽ về độ đồng đều và độ căng dây nhằm tránh biến dạng và sai lệch thông số kỹ thuật.

Sau quá trình quấn dây và lắp ráp sơ bộ, mỗi cuộn cảm sẽ trải qua một cuộc kiểm tra ngoại quan toàn diện. Mục đích là phát hiện các lỗi vật lý có thể nhìn thấy được như dây quấn không đều, đứt dây, hở mạch, các vết nứt hoặc hư hỏng trên lõi, hoặc các vấn đề liên quan đến việc lắp ráp các thành phần khác. Việc kiểm tra 100% đảm bảo không có sản phẩm lỗi nào tiếp tục được chuyển sang các công đoạn tiếp theo.

Nhúng thiếc: Các đầu dây của cuộn cảm được nhúng vào thiếc nóng chảy nhằm tạo kết nối điện tốt và bảo vệ dây đồng khỏi quá trình oxy hóa. Nhiệt độ và thời gian nhúng thiếc phải được kiểm soát chính xác để tránh làm hư hỏng lớp cách điện.

Kiểm tra ngoại quan 100%: Sau khi nhúng thiếc, cuộn cảm được kiểm tra bằng mắt thường hoặc thiết bị quang học để phát hiện các lỗi như lớp phủ thiếc không đồng đều, bọt khí hoặc các hư hỏng trên bề mặt dây.

Sấy: Sản phẩm sau khi nhúng thiếc được đưa vào lò sấy để loại bỏ độ ẩm và ổn định lớp thiếc. Nhiệt độ sấy phải phù hợp để không làm ảnh hưởng đến đặc tính điện từ của

cuộn cảm. Cuộn cảm tiếp tục được kiểm tra ngoại quan sau khi sấy để đảm bảo bề mặt không có vết nứt, bong tróc hoặc biến dạng do nhiệt.

Dán nhãn: Nhãn sản phẩm chứa các thông tin quan trọng như mã sản phẩm, các thông số kỹ thuật điện, ngày sản xuất, và các thông tin khác theo yêu cầu. Việc dán nhãn phải đảm bảo chính xác và độ bền của nhãn trong quá trình sử dụng. Các cuộn cảm đạt tiêu chuẩn sẽ được dán nhãn nhận diện.

Kiểm tra phân cực, điện, hướng quấn: Đây là một bước kiểm tra chức năng quan trọng để đảm bảo cuộn cảm hoạt động đúng theo thiết kế. Việc kiểm tra này được thực hiện tự động, các thông số điện như điện cảm - L, điện trở một chiều – DCR, dòng điện định mức...được đo lường và so sánh với các tiêu chuẩn kỹ thuật đã được cài đặt trong máy. Các yêu cầu về phân cực hoặc chiều quấn dây cụ thể, các yếu tố này cũng được kiểm tra nghiêm ngặt, đảm bảo hoạt động đúng khi lắp vào hệ thống smart key ô tô.

Đóng dấu lên nhãn: Sau khi kiểm tra đạt yêu cầu, sản phẩm sẽ được đóng dấu xác nhận để đảm bảo rằng cuộn cảm đã qua tất cả các bước kiểm tra chất lượng.

Kiểm tra in nhãn: Kiểm tra nội dung in trên nhãn để đảm bảo không có sai sót về mã số, logo hoặc thông tin sản phẩm trước khi đóng gói.

Đóng băng và cuộn: Sản phẩm sau khi đã qua các kiểm tra sẽ được đóng gói cẩn thận để bảo vệ khỏi các tác động vật lý và môi trường trong quá trình vận chuyển và lưu trữ. Các cuộn cảm sẽ được đóng gói và cuộn theo từng lô để thuận tiện cho quá trình vận chuyển và lắp ráp tại nhà máy sản xuất smart key.

Ngoại quan cuối cùng và kiểm tra chất lượng sản phẩm: Trước khi xuất xưởng, cuộn cảm sẽ được kiểm tra một lần cuối cùng bởi đội ngũ OQC để đảm bảo sản phẩm không có lỗi kỹ thuật và đáp ứng đầy đủ tiêu chuẩn chất lượng của nhà sản xuất. Một lần kiểm tra ngoại quan tổng thể được thực hiện trên các sản phẩm đã đóng gói. Đồng thời, có thể tiến hành kiểm tra chất lượng ngẫu nhiên trên các lô hàng để xác nhận lại các thông số kỹ thuật và đảm bảo chất lượng sản phẩm đồng đều.

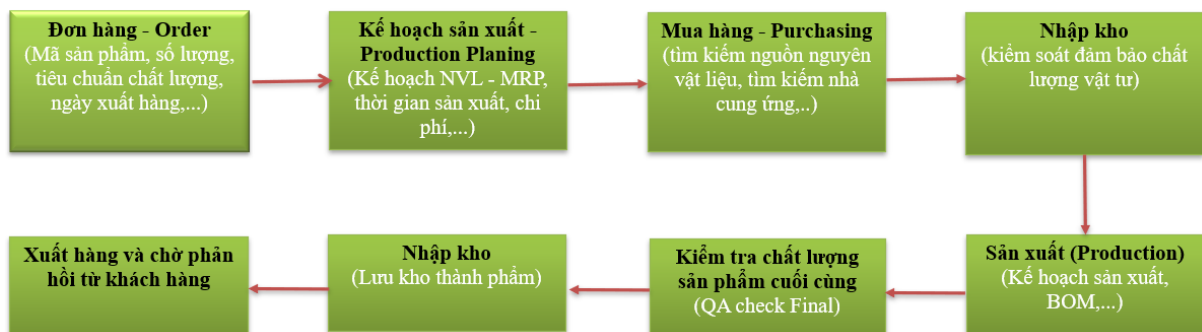
Thông qua việc tìm hiểu chi tiết về quy trình sản xuất cuộn cảm, từ khâu nhập liệu đến kiểm tra cuối cùng, không chỉ cung cấp một bức tranh toàn diện về quá trình tạo ra sản phẩm mà còn trang bị một nền tảng kiến thức vững chắc cho việc nghiên cứu đề tài.

Hiểu rõ từng công đoạn, các điểm tiềm ẩn ảnh hưởng đến chất lượng, và các phương pháp kiểm tra hiện tại sẽ định hướng quá trình thu thập dữ liệu, lựa chọn và xây dựng mô hình phù hợp, hiệu quả trong việc giám sát, dự đoán và tối ưu hóa chất lượng sản phẩm cuộn cảm, từ đó mang lại những đóng góp thiết thực cho doanh nghiệp.

3.3. Thực trạng kiểm tra chất lượng sản phẩm tại dây chuyền sản xuất sản phẩm 3DC

3.3.1. Tổng quan quy trình kiểm tra chất lượng sản phẩm tại Premo Việt Nam

Kiểm tra chất lượng sản phẩm là quá trình đánh giá, đo lường, và kiểm soát các yếu tố liên quan đến sản phẩm nhằm đảm bảo rằng sản phẩm đáp ứng các tiêu chuẩn, quy định hoặc yêu cầu đã được đặt ra. Mục tiêu của việc kiểm tra chất lượng là ngăn chặn các sản phẩm không đạt yêu cầu đến tay người tiêu dùng, duy trì uy tín của doanh nghiệp, và giảm thiểu rủi ro về lỗi sản phẩm sau sản xuất. Nhìn vào chu trình chuỗi cung ứng, có thể thấy, quy trình kiểm tra chất lượng tại Premo Việt Nam được chia thành ba giai đoạn chính gồm: kiểm tra chất lượng nguyên vật liệu đầu vào (IQC), kiểm tra trong quá trình sản xuất (In-line Quality Control - IPQC), kiểm tra sản phẩm cuối cùng (FQC) – hình ...



Ảnh 3-4 Mô hình chuỗi cung ứng

❖ Kiểm tra chất lượng nguyên liệu đầu vào

Khi nguyên vật liệu được mua về, bộ phận kho sẽ tiến hành tiếp nhận, kiểm tra và lưu trữ theo đúng quy trình. Quá trình này bao gồm việc kiểm tra chất lượng, số lượng và tình trạng của nguyên vật liệu để đảm bảo đáp ứng các tiêu chuẩn đã đặt ra. Sau đó, dữ liệu chi tiết về nguyên vật liệu, bao gồm thông tin về chủng loại, số lượng và vị trí lưu trữ, sẽ được cập nhật chính xác vào hệ thống quản lý kho. Việc này giúp dễ dàng

theo dõi, kiểm soát và điều phối nguyên vật liệu khi cần thiết, đồng thời hạn chế sai sót và thất thoát trong quá trình lưu kho. Cụ thể:

Bước 1: Tiếp nhận và kiểm tra sơ bộ nguyên vật liệu

- Khi nguyên vật liệu được nhập về, bộ phận kiểm tra chất lượng (QC) sẽ kiểm tra thông tin đơn hàng, số lượng và tình trạng bao bì để đảm bảo hàng hóa đúng với đơn đặt hàng.
- Các thông tin được đối chiếu với hồ sơ đặt hàng và danh mục nguyên vật liệu đã được phê duyệt.

Bước 2: Kiểm tra ngoại quan

- Kiểm tra bằng mắt thường để phát hiện các lỗi vật lý như: trầy xước, biến dạng, nhiễm bẩn, hoặc đóng gói không đạt tiêu chuẩn.
- Đánh giá màu sắc, kích thước và các dấu hiệu nhận biết của nguyên vật liệu.
- Sử dụng các công cụ để kiểm tra như:
 - Kiểm tra kích thước và thông số kỹ thuật: sử dụng dụng cụ đo chuyên dụng như thước cặp, kính hiển vi, máy đo độ dày để kiểm tra kích thước của nguyên vật liệu (ví dụ: lõi từ, dây đồng, vỏ nhựa). Đối với các linh kiện điện tử, sử dụng thiết bị đo điện để kiểm tra thông số như điện trở, điện cảm, từ tính.
 - Kiểm tra chức năng và độ bền: một số nguyên vật liệu được đưa vào kiểm tra mẫu để đánh giá khả năng chịu lực, chịu nhiệt hoặc tính dẫn điện.

Bước 3: Đánh giá và ra quyết định

- Nếu nguyên vật liệu đạt yêu cầu, chúng được nhập kho để chuẩn bị cho quá trình sản xuất.
- Nếu có lỗi, bộ phận QC có thể yêu cầu kiểm tra lại 100%, trả lại nhà cung cấp hoặc yêu cầu sửa chữa trước khi sử dụng.

❖ Kiểm tra trong quá trình sản xuất

Sau khi nguyên vật liệu đầu vào được kiểm tra và đảm bảo đạt tiêu chuẩn, chúng sẽ được đưa vào dây chuyền sản xuất. Tại mỗi công đoạn trong quá trình sản xuất, bộ phận kiểm tra chất lượng (QC) sẽ tiến hành giám sát chặt chẽ để phát hiện kịp thời các lỗi có

thể phát sinh. Các công đoạn quan trọng như quấn dây, hàn kết nối, phủ keo cách điện và lắp ráp hoàn chỉnh đều được kiểm tra theo các tiêu chí kỹ thuật nhất định. Khi phát hiện lỗi, sản phẩm sẽ được dừng lại để phân tích nguyên nhân, từ đó đưa ra các giải pháp xử lý phù hợp như điều chỉnh thông số máy móc, thay đổi quy trình thao tác hoặc loại bỏ sản phẩm lỗi nếu cần thiết. Cụ thể bao gồm:

Bước 1: Kiểm tra đầu vào của công đoạn sản xuất

- Trước khi dây chuyền sản xuất hoạt động, bộ phận QC kiểm tra tình trạng máy móc, dụng cụ, nguyên vật liệu để đảm bảo mọi thứ đều đạt yêu cầu.
- Đảm bảo công nhân tuân thủ quy trình lắp ráp và hướng dẫn kỹ thuật.

Bước 2: Kiểm tra trong quá trình quấn dây

- Kiểm tra số vòng dây: Đảm bảo dây quấn đúng số vòng theo thiết kế.
- Kiểm tra kích thước cuộn dây: Sử dụng thước đo và kính hiển vi để đảm bảo dây không bị lỏng hoặc quấn sai.
- Kiểm tra độ căng dây: Đảm bảo độ căng phù hợp để tránh đứt dây hoặc cuộn dây không chắc chắn.
- Kiểm tra kết dính keo cách điện: Đảm bảo keo phủ đều trên cuộn dây và không có hiện tượng chảy keo, bọt khí hoặc bong tróc. Độ bám dính của keo được kiểm tra để đảm bảo khả năng bảo vệ cuộn cảm.
- Kiểm tra mối hàn và kết nối chân cắm: Kiểm tra mối hàn giữa dây đồng và chân cắm để đảm bảo không bị hở, chập mạch hoặc thiếu thiếc. Kiểm tra độ chắc chắn của chân cắm bằng cách thử kéo nhẹ.
- Kiểm tra điện: Sử dụng máy đo chuyên dụng để kiểm tra các thông số quan trọng: điện cảm L (đảm bảo giá trị nằm trong khoảng cho phép), điện trở DC (kiểm tra xem có bị hở hoặc chập mạch không), ...

Bước 3: Đánh giá và ghi nhận lỗi

- Nếu phát hiện lỗi, sản phẩm có thể được điều chỉnh ngay hoặc loại bỏ tùy theo mức độ nghiêm trọng.
- Ghi nhận dữ liệu lỗi để phân tích và cải tiến quy trình sản xuất.

❖ Kiểm tra chất lượng sản phẩm cuối cùng

Sau khi sản phẩm hoàn thiện tất cả các công đoạn sản xuất, trước khi đưa vào kho và xuất hàng, chúng sẽ trải qua một bước kiểm tra cuối cùng để đảm bảo đạt tiêu chuẩn chất lượng. Quy trình kiểm tra này bao gồm việc đánh giá tổng thể về ngoại quan, kiểm tra các thông số kỹ thuật quan trọng như điện cảm, điện trở, trở kháng, đồng thời xác minh kích thước và độ phẳng của chân linh kiện. Nếu sản phẩm không đạt yêu cầu hoặc phát hiện có lỗi, bộ phận kiểm tra chất lượng sẽ tiến hành phân loại, xác định nguyên nhân và đưa ra giải pháp xử lý kịp thời. Tùy vào mức độ lỗi, sản phẩm có thể được sửa chữa, tái kiểm tra hoặc loại bỏ để tránh ảnh hưởng đến lô hàng xuất khẩu

Bước 1: Kiểm tra ngoại quan lần cuối

- Sử dụng kính hiển vi hoặc máy kiểm tra tự động để phát hiện các lỗi về hình dạng, màu sắc, vết xước, biến dạng...
- Đảm bảo cuộn cảm không bị lệch tâm, không có dấu hiệu nứt hoặc hở keo.

Bước 2: Kiểm tra thông số điện

- Sản phẩm được đo lại điện cảm, điện trở, suy hao để đảm bảo thông số phù hợp với thiết kế.
- Một số sản phẩm được kiểm tra độ bền điện môi để đảm bảo an toàn khi sử dụng.

Bước 3: Kiểm tra ngẫu nhiên theo lô

- Kiểm tra theo tỷ lệ lấy mẫu để đảm bảo toàn bộ lô hàng đạt tiêu chuẩn.
- Nếu tỷ lệ lỗi vượt mức cho phép, lô hàng có thể bị kiểm tra lại hoặc loại bỏ.

Bước 4: Đóng gói và xuất kho

- Sản phẩm đạt yêu cầu được đóng gói đúng quy cách để bảo vệ trong quá trình vận chuyển.
- Mã vạch hoặc số lô được ghi nhận để truy xuất nguồn gốc khi cần.

Tổng quan về quy trình kiểm tra chất lượng sản phẩm đã làm nổi bật vai trò cốt lõi của hoạt động này trong toàn bộ chuỗi giá trị sản xuất. Quy trình này được cấu thành từ ba giai đoạn chính, được thực hiện một cách liên tục và tích hợp: kiểm tra chất lượng nguyên vật liệu đầu vào nhằm đảm bảo chất lượng từ nguồn cung cấp; kiểm tra trong quá trình sản xuất để giám sát và kịp thời phát hiện các sai lệch trong từng công đoạn

gia công; và kiểm tra sản phẩm cuối cùng nhằm xác nhận chất lượng của thành phẩm trước khi xuất xưởng. Mỗi giai đoạn đều có vai trò riêng biệt nhưng bổ trợ lẫn nhau, tạo nên một hệ thống kiểm soát chất lượng toàn diện, với mục tiêu chung là đảm bảo sản phẩm đáp ứng đầy đủ các tiêu chuẩn kỹ thuật đề ra, tối ưu hóa chi phí sản xuất thông qua việc giảm thiểu tỷ lệ lỗi, và cuối cùng là nâng cao sự hài lòng của khách hàng.

3.3.2. Các phương pháp kiểm tra chất lượng hiện tại trên dây chuyền sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC

Trong quá trình sản xuất cuộn cảm 3DC – một linh kiện đóng vai trò quan trọng trong Smartkey, việc đảm bảo chất lượng sản phẩm là yếu tố then chốt quyết định đến hiệu suất và độ tin cậy của thiết bị đầu ra. Trên dây chuyền sản xuất, việc kiểm tra chất lượng không chỉ giúp phát hiện sớm các lỗi phát sinh mà còn góp phần nâng cao hiệu quả sản xuất, giảm thiểu chi phí sửa chữa và bảo hành. Để đạt được điều đó, nhiều phương pháp kiểm tra chất lượng khác nhau đã và đang được áp dụng tại Premo, từ kiểm tra thủ công cho đến các hệ thống kiểm tra tự động bằng công nghệ hiện đại như kiểm tra bằng kính hiển vi, kiểm tra bằng thước kẹp điện tử, kiểm tra bằng thiết bị đo điện, kiểm tra bằng laser... cụ thể:

Kiểm tra bằng kính hiển vi là một phương pháp kiểm tra trực quan để quan sát bề mặt và các chi tiết cấu tạo của cuộn cảm ở mức phóng đại cao, nhằm phát hiện các lỗi mà mắt thường không thể nhìn thấy. Phương pháp này được áp dụng phổ biến tại dây chuyền sản xuất, đặc biệt đối với các sản phẩm có kích thước nhỏ và yêu cầu độ chính xác cao như sản phẩm 3DC. Mục tiêu chính của việc kiểm tra bằng kính hiển vi là phát hiện các lỗi ngoại quan như vết nứt, trầy xước, sai lệch trong kết cấu cuộn dây, lỗi hàn, hoặc dị vật bám trên bề mặt linh kiện. Bên cạnh đó, người kiểm tra có thể đánh giá chất lượng mối hàn, độ bám dính của keo cách điện và sự đồng đều của dây quấn.



Ảnh 3-5 Kiểm tra chất lượng sản phẩm bằng kính hiển vi

Quy trình kiểm tra thường bắt đầu bằng việc lấy mẫu đầu ra sau mỗi công đoạn, sau Sử dụng kính hiển vi quang học hoặc kính hiển vi điện tử có độ phóng đại từ 10x - 1000x để quan sát chi tiết bề mặt sản phẩm, ghi nhận các lỗi và phân loại theo tiêu chuẩn kỹ thuật được thể hiện ở Hình. Người vận hành sẽ điều chỉnh tiêu cự để tập trung vào các khu vực quan trọng như mối hàn, bề mặt lõi từ, chân cắm, từ đó phát hiện các sai sót có thể ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm. Kết quả kiểm tra được ghi lại để phân tích lỗi và làm tài liệu để điều chỉnh quy trình sản xuất.

Phương pháp kiểm tra bằng kính hiển vi hiện đang được áp dụng phổ biến trên dây chuyền sản xuất cuộn cảm ở tất cả các công đoạn ngoại trừ công đoạn kiểm tra cuối cùng để phát hiện các lỗi vi mô như đứt dây, sai lệch vị trí cuộn, lỗi hàn hay bụi bẩn trên bề mặt sản phẩm. Tuy nhiên, đây là phương pháp thủ công đòi hỏi nhân công phải có tay nghề cao và khả năng tập trung trong thời gian dài. Do đặc thù cần độ chính xác cao, quá trình kiểm tra bằng kính hiển vi thường tốn nhiều thời gian, dẫn đến hiệu suất thấp, khó đáp ứng khi sản lượng sản phẩm lớn. Bên cạnh đó, kết quả kiểm tra còn phụ thuộc nhiều vào yếu tố con người, dễ xảy ra sai sót hoặc thiếu nhất quán giữa các công nhân. Ngoài ra, để đảm bảo tiến độ, doanh nghiệp phải bố trí nhiều nhân sự cho khâu kiểm tra,

làm tăng chi phí vận hành. Với những hạn chế trên, phương pháp này cần được thay thế dần bằng công nghệ kiểm tra tự động để giảm nhân công cũng như tăng hiệu suất cho dây chuyền.

Kiểm tra kích thước (dimension) bằng thước kẹp điện tử được thiết kế để đo khoảng cách giữa hai mặt đối diện như đường kính ngoài, đường kính trong, độ sâu của những chi tiết có hình trụ đặc/rỗng, hình hộp...Độ phân giải đạt đến 0.01mm, vài phiên bản chạm đến ngưỡng 0.001mm, giúp đảm bảo độ chính xác tuyệt đối, không có sự sai lệch. Thước kẹp điện tử có khả năng hiển thị kết quả đo trực tiếp trên màn hình, giúp người kiểm tra đọc kết quả nhanh chóng và chính xác. Việc kiểm tra kích thước bằng thước kẹp điện tử nhằm đảm bảo sản phẩm đạt đúng kích thước theo bản vẽ kỹ thuật, kiểm soát chất lượng sản xuất và loại bỏ các chi tiết sai lệch. Khả năng điều chỉnh linh hoạt để phù hợp với các điểm cần đo làm cho nó trở thành thiết bị quan trọng trong quá trình kiểm tra chất lượng cuộn cảm 3DC tại nhà máy.



Ảnh 3-6 Thước kẹp điện tích

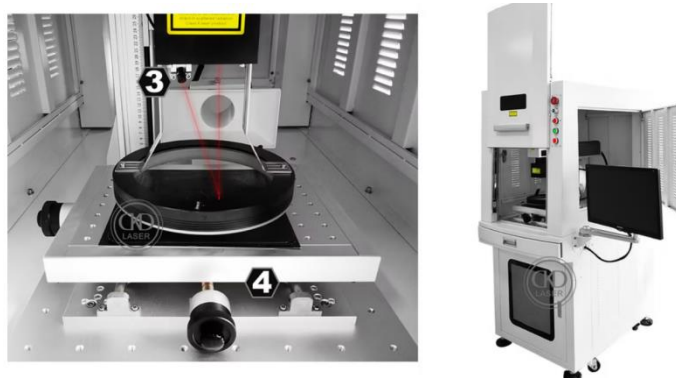
Kiểm tra điện bằng thiết bị đo điện cũng là phần quan trọng tại công đoạn kiểm tra cuối cùng, kiểm tra điện đóng vai trò thiết yếu nhằm đảm bảo các sản phẩm đầu ra đáp ứng các tiêu chuẩn về hiệu suất và an toàn điện. Các thiết bị đo điện chuyên dụng được sử dụng để xác định các thông số như điện áp, dòng điện, điện trở, điện dung, độ tự cảm và các đặc tính liên quan. Tại Premo, công ty sử dụng hệ thống Anritsu 2910 AUTOMATIC (hình 3.7), một minh chứng cho việc kiểm tra điện tự động. Hệ thống này có khả năng thực hiện một loạt các phép đo đặc trưng cho biến áp, bao gồm tỷ số vòng dây, điện cảm rò, điện trở DC (DCR), trở kháng ngắn mạch và tổn hao, một cách nhanh chóng và chính xác. Kết quả đo được hiển thị trực quan trên màn hình 3.7, cho phép người vận hành dễ dàng đánh giá chất lượng sản phẩm. Trong trường hợp cụ thể trên màn hình, kết quả "FAIL" cho thông số DCR chỉ ra rằng biến áp đang được kiểm tra không đáp ứng các tiêu chuẩn về điện trở một chiều của cuộn dây. Việc ứng dụng các

hệ thống kiểm tra điện tự động như Anritsu 2910 không chỉ nâng cao hiệu quả và độ tin cậy của quá trình kiểm tra mà còn cung cấp dữ liệu quan trọng cho việc phân tích lỗi và cải tiến quy trình sản xuất.



Ảnh 3-7 Thiết bị đo điện

Tại công đoạn kiểm tra cuối cùng, kiểm tra độ đồng phẳng (coplanarity) bằng laser sẽ được sử dụng, việc đảm bảo độ đồng phẳng của bề mặt là một tiêu chí quan trọng trong kiểm tra chất lượng sản phẩm. Kiểm tra độ đồng phẳng là quá trình đo lường và đánh giá mức độ phẳng của một bề mặt so với một mặt phẳng lý tưởng. Mục tiêu là xác định xem bề mặt đó có bị lỗi, lõm, cong vênh hoặc gợn sóng hay không, những sai lệch này nếu vượt quá giới hạn cho phép có thể ảnh hưởng đến khả năng lắp ráp, độ kín khít, độ chính xác hoặc hiệu suất hoạt động của sản phẩm. Phương pháp này hoạt động dựa trên nguyên lý đo khoảng cách bằng chùm tia laser phản xạ từ bề mặt vật thể. Một hệ thống cảm biến laser sẽ quét qua bề mặt cần kiểm tra và thu thập dữ liệu độ cao tại nhiều điểm khác nhau. Các sai lệch so với mặt phẳng chuẩn sẽ được hệ thống ghi nhận và phân tích, từ đó xác định mức độ đồng phẳng của chi tiết. Thiết bị sử dụng trong quy trình này có độ chính xác cao, thường đạt đến mức micromet, cho phép kiểm soát chặt chẽ sai số hình học trong sản xuất.



Ảnh 3-8 Thiết bị kiểm tra độ đồng phẳng (coplanarity) bằng laser

Tổng kết lại, các phương pháp kiểm tra chất lượng hiện đang được áp dụng trên dây chuyền sản xuất có thể phân thành hai nhóm chính: thủ công và tự động, mỗi nhóm đều có những ưu và nhược điểm riêng biệt. Kiểm tra thủ công, mặc dù linh hoạt và có khả năng phát hiện các lỗi phức tạp yêu cầu sự đánh giá của con người, lại chịu ảnh hưởng lớn bởi yếu tố chủ quan, dễ gây mệt mỏi, và có năng suất thấp, đặc biệt không phù hợp với dây chuyền sản xuất tốc độ cao. Ngược lại, các phương pháp kiểm tra tự động mang lại ưu điểm về tốc độ, tính khách quan và khả năng xử lý khối lượng lớn sản phẩm. Rõ ràng, để đáp ứng yêu cầu ngày càng cao về chất lượng và hiệu quả trong sản xuất hiện đại, việc tìm kiếm một giải pháp kiểm tra chất lượng có thể kết hợp được ưu điểm của cả hai phương pháp, đồng thời khắc phục các hạn chế còn tồn tại, trở thành một yêu cầu cấp thiết.

3.3.3. Những vấn đề và hạn chế trong quy trình kiểm tra chất lượng hiện tại trên dây chuyền sản xuất sản phẩm cuộn cảm 3DC

Trong quá trình sản xuất cuộn cảm từ hình 3.3, mỗi công đoạn đều yêu cầu kiểm tra chất lượng nhằm phát hiện lỗi kịp thời, đảm bảo sản phẩm đạt tiêu chuẩn trước khi chuyển sang bước tiếp theo. Nhìn vào quy trình sản xuất, việc kiểm tra tại công đoạn quấn dây và sấy chủ yếu dựa vào phương pháp quan sát bằng kính hiển vi. Theo khảo sát và quan sát thực tế tại phân xưởng sản xuất trong thời gian thực tập, công đoạn kiểm tra chất lượng sau công đoạn quấn dây được thực hiện thủ công hoàn toàn bởi 5 công nhân chuyên trách, với nhiệm vụ kiểm tra ngoại quan và đo kiểm các thông số kỹ thuật cơ bản của từng sản phẩm. Điều đáng chú ý là khối lượng kiểm tra mỗi ngày lên đến 10.000 sản phẩm (hình 3.9), cho thấy áp lực lớn về mặt nhân lực, thời gian và độ chính xác trong việc kiểm soát lỗi. Do đó, phương pháp này đang gặp nhiều hạn chế khi triển khai trong thực tế sản xuất. Cụ thể các hạn chế là:

- Do yêu cầu kiểm tra sau mỗi công đoạn, số lượng sản phẩm cần quan sát qua kính hiển vi là rất lớn. Việc phụ thuộc hoàn toàn vào công nhân kiểm tra thủ công dẫn đến sự gia tăng nhân công, làm tăng chi phí vận hành. Để đảm bảo năng suất, nhà máy phải bố trí nhiều nhân viên kiểm tra trong ca làm việc, kéo theo chi phí tiền lương, đào tạo và quản lý nhân sự.

- Do phải tập trung cao độ vào việc quan sát các chi tiết rất nhỏ qua kính hiển vi trong thời gian dài, công nhân dễ bị mỏi mắt, suy giảm thị lực, đau đầu và gặp các vấn đề sức khỏe liên quan đến mắt. Điều này không chỉ ảnh hưởng đến hiệu suất làm việc mà còn làm tăng tỷ lệ sai sót trong quá trình kiểm tra do sự giảm tập trung.
- Kiểm tra bằng mắt thường qua kính hiển vi có thể bị ảnh hưởng bởi sự chú quan của công nhân, dẫn đến tỷ lệ lỗi bỏ sót hoặc phát hiện sai. Những yếu tố như mệt mỏi, áp lực công việc, thiếu kinh nghiệm có thể làm giảm độ chính xác trong việc phát hiện lỗi, gây ảnh hưởng đến chất lượng sản phẩm đầu ra.
- Với số lượng công nhân kiểm tra lớn, chi phí lao động cho hoạt động kiểm tra chiếm tỷ trọng đáng kể trong tổng chi phí sản xuất. Mặt khác, thời gian kiểm tra cũng kéo dài thời gian sản xuất và giảm tính linh hoạt trong việc đáp ứng đơn hàng gấp hoặc thay đổi theo nhu cầu thị trường.

Ngày làm việc	1/12		2/12		3/12		4/12		5/12		6/12		7/12	
	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2	Ca 1	Ca 2
Output	10400	10400	8700	7000	9500	9800	10200	9800	9000	10000	8700	9300	9700	9500
Lỗi														
Loosen turn (lỏng dây)	62	59	77	68	81	82	93	78	66	76	55	58	74	69
Bad rounting (đường đi dây)	11	10	19	5	8	18	11	12	13	6	63	6	21	8
Quấn lỗi	55	82	33	53	57	59	79	37	71	63	57	38	45	31
Lộn wire (dây dái)	67	93	89	73	81	74	61	83	95	76	72	85	82	72
Across winding	57	37	44	28	43		39		43		27		36	
Dây qua đế	33	42	28	20	19	17	23	27	16	30	16	25	12	28
Đứt dây	25	9	11		35	7	10	11	24	7	20	8	13	8
Xoắn dây	63	101	127	180	165	95	88	69	56	91	65	75	100	52
Căng dây đầu ra (RW)	35	26	21	20	29	37	18	30	39	22	27	29	32	27
Missing turn on pin (QTV)	37	33	22	23	15	26	33	17	41	33	5	23	28	18
QTV (RW)			15		49		18		21		29		31	
Đế NG	5	9	5	5	7	8	4	6	5	5	2	6		3
Pin NG	7	9		8			7		3				2	7
Broken ferrite	33	143	27	33	38	42	29	43	32	37	6	28	23	26
Biến dạng		20							2	2	10	60	2	13
Scratch CW	33	39	29	23	29	18	12	19	16	24	22	22	13	22
Dập góc	10	15	20	14	35	42	25	39	30	38	18	31	22	38
Tổng	533	727	567	553	691	525	550	471	573	510	494	494	536	422

Ảnh 3-9 Dữ liệu lỗi và sản phẩm đầu ra từ ngày 1/12 – 7-12

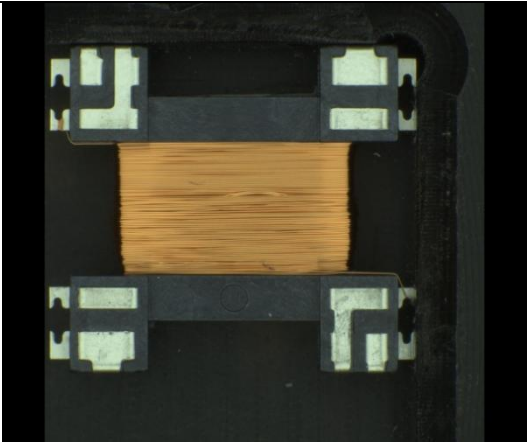
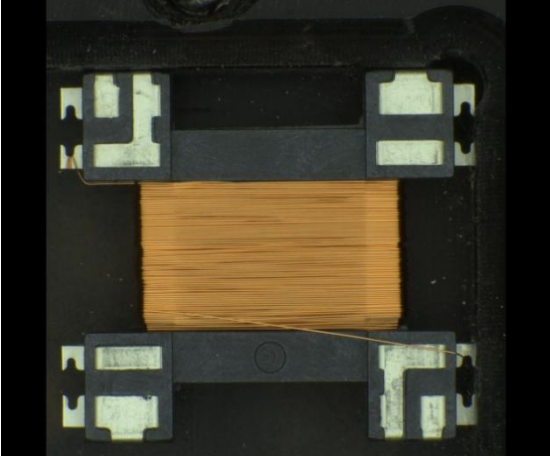
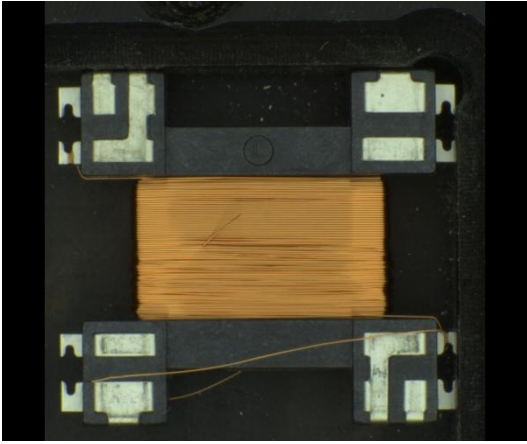
Một điểm đáng chú ý là Premo Việt Nam đã được trang bị hệ thống camera công nghiệp phục vụ cho hoạt động giám sát sản xuất. Đây là nền tảng quan trọng và là điều kiện thuận lợi để triển khai các mô hình trí tuệ nhân tạo – đặc biệt là ứng dụng thị giác máy (computer vision) – vào công đoạn kiểm tra chất lượng. Việc tận dụng dữ liệu hình ảnh từ camera, kết hợp với các thuật toán học máy, có thể giúp tự động phát hiện lỗi, tăng tốc độ kiểm tra, đồng thời đảm bảo độ chính xác và tính nhất quán cao hơn so với phương pháp kiểm tra thủ công hiện tại.

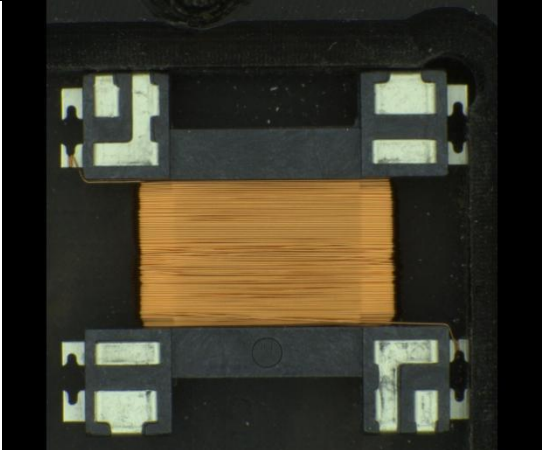
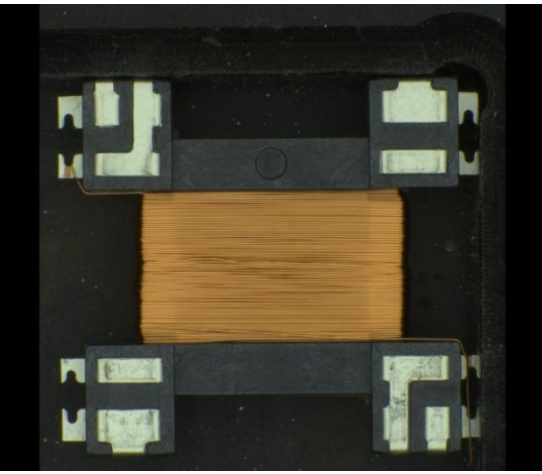
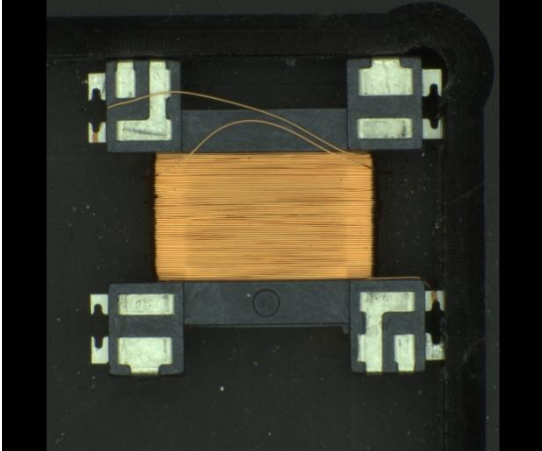
Do đó, giải pháp ứng dụng tự động hóa để kiểm tra chất lượng sản phẩm bằng cách ứng dụng AI và hệ thống kiểm tra tự động, các công đoạn kiểm tra có thể được tối ưu hóa, giảm sự phụ thuộc vào công nhân kiểm tra thủ công. Hệ thống máy móc có thể quét hình ảnh, phân tích lỗi trên sản phẩm với tốc độ nhanh hơn và độ chính xác cao hơn, từ đó giảm số lượng nhân sự cần thiết trong bộ phận QC. Ngoài ra, hệ thống AI có thể nhận diện lỗi thông qua công nghệ xử lý hình ảnh, giúp phát hiện các khuyết tật nhỏ mà mắt thường khó nhìn thấy. Máy kiểm tra tự động có thể so sánh sản phẩm với dữ liệu chuẩn, phân tích chi tiết bề mặt, độ chính xác của mỗi hàn, kích thước linh kiện, đảm bảo độ chính xác cao hơn so với kiểm tra thủ công. Việc tự động hóa kiểm tra chất lượng giúp giảm thiểu khối lượng công việc cho nhân viên, từ đó giảm nguy cơ mỏi mắt, stress và sai sót do yếu tố con người.

3.4. Các lỗi sản phẩm phổ biến tại công đoạn quấn dây

Chất lượng sản phẩm tại mỗi công đoạn trong quy trình sản xuất đều đóng vai trò then chốt trong việc xác định chất lượng tổng thể của sản phẩm cuối cùng. Đặc biệt, công đoạn quấn dây, nơi các dây đồng được quấn quanh các chân pin. Những sai sót phát sinh tại giai đoạn này không chỉ ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất và độ bền của sản phẩm mà còn có thể gây ra những thiệt hại đáng kể nếu không được phát hiện kịp thời, làm tăng chi phí sửa chữa hoặc loại bỏ sản phẩm ở các công đoạn sau. Do đó, việc hiểu rõ đặc điểm của các loại lỗi phổ biến tại công đoạn này là cơ sở quan trọng để xây dựng một hệ thống kiểm soát chất lượng hiệu quả. Mục này sẽ đi sâu phân tích các dạng khuyết tật thường gặp tại công đoạn quấn dây, làm nền tảng cho việc phát triển và triển khai giải pháp kiểm tra chất lượng tự động sử dụng trí tuệ nhân tạo.

Bảng 3-2 Các lỗi sản phẩm phổ biến tại công đoạn quấn dây

Tên lỗi	Mô tả	Hình ảnh minh họa
Lỏng/bung dây	Dây đồng không được quấn chặt vào lõi, tạo ra khe hở giữa các vòng dây. Lỗi này có thể gây ra rung động cơ học, tăng tổn hao điện và giảm độ bền sản phẩm khi hoạt động lâu dài.	
Chéo dây	Các vòng dây bị chéo hoặc đè lên nhau thay vì nằm song song theo thứ tự thiết kế. Lỗi này không chỉ ảnh hưởng đến tính thẩm mỹ mà còn gây thay đổi trở kháng và phân bố từ trường không đều trong lõi cuộn.	
Đứt dây	Lỗi này xảy ra khi sợi dây bị gãy một phần trong quá trình sản xuất, đặc biệt tại công đoạn quấn dây. Có thể gây ra lỗi chức năng nghiêm trọng, đặc biệt trong các thiết bị yêu cầu truyền dẫn điện, tín hiệu hoặc cơ năng liên tục.	

<p>Trây đế</p>	<p>Đế bị trầy xước do va chạm cơ khí, thao tác không đúng trong quá trình vận chuyển, kiểm tra hoặc xếp hàng trên tray.</p>	
<p>Dây dài</p>	<p>Phần dây thừa ra sau khi quấn không được cắt đúng chuẩn, dẫn đến dây bị dư dài, ảnh hưởng đến quá trình hàn, dễ bị va chạm cơ học hoặc ngắn mạch. Đây là dấu hiệu của sự không nhất quán trong thao tác quấn dây thủ công hoặc máy.</p>	
<p>Chân pin cong</p>	<p>Dạng lỗi này thường biểu hiện qua các đặc điểm như: chân pin bị lệch, cong vênh, hoặc không còn thẳng hàng với các chân khác. Làm giảm độ chính xác khi lắp ráp mà còn có thể ảnh hưởng nghiêm trọng đến khả năng tiếp xúc điện, gây mất kết nối.</p>	

Tóm lại, việc phân tích chi tiết các loại lỗi phổ biến tại công đoạn quấn dây đã cung cấp một cái nhìn sâu sắc về những thách thức chất lượng đặc thù của giai đoạn này. Mỗi dạng khuyết tật đều có những đặc điểm hình thái và nguyên nhân phát sinh riêng, đòi hỏi khả năng nhận diện chính xác và kịp thời. Sự đa dạng và đôi khi phức tạp của các lỗi này chính là lý do mạnh mẽ để tìm kiếm các giải pháp kiểm tra tự động tiên tiến. Những hiểu biết sâu sắc về các khuyết tật này là cơ sở dữ liệu quan trọng cho việc xây dựng và huấn luyện mô hình học sâu, nhằm đạt được độ chính xác và hiệu quả vượt trội so với các phương pháp truyền thống.

CHƯƠNG 4. ỨNG DỤNG AI/ML TRONG QUẢN LÝ CHẤT LƯỢNG SẢN PHẨM

4.1. Xây dựng mô hình huấn luyện AI.

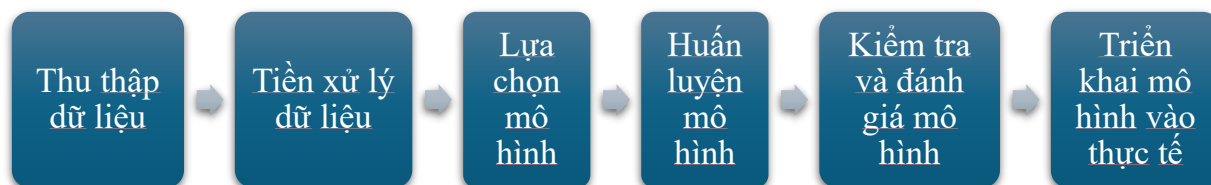
4.1.1. Giới thiệu về quy trình huấn luyện mô hình AI

Mô hình AI là chương trình đào tạo trên một tập dữ liệu để nhận dạng các mẫu nhất định hoặc đưa ra quyết định nhất định mà không cần sự can thiệp của con người. Các mô hình trí tuệ nhân tạo áp dụng các thuật toán khác nhau cho dữ liệu đầu vào có liên quan để đạt được các nhiệm vụ hoặc đầu ra mà chúng đã được lập trình. Nói một cách đơn giản, mô hình huấn luyện AI là quá trình mà trong đó một mô hình trí tuệ nhân tạo (AI) được "dạy" để thực hiện một nhiệm vụ cụ thể bằng cách sử dụng dữ liệu đầu vào và thuật toán học máy. Bằng cách sử dụng các kỹ thuật học máy và học sâu tiên tiến, các mô hình AI được thiết kế để phân tích các tập dữ liệu phức tạp và trích xuất những thông tin chi tiết có giá trị có thể thúc đẩy các quy trình ra quyết định hiệu quả và chính xác.

Không giống như các phương pháp truyền thống, thường dựa vào phân tích thủ công và phán đoán của con người, các mô hình AI khai thác sức mạnh của các thuật toán thông minh để xử lý và diễn giải dữ liệu ở quy mô và tốc độ mà con người không thể đạt được. Điều này cho phép các mô hình AI khám phá các mô hình và mối quan hệ phức tạp trong dữ liệu, dẫn đến các dự đoán chính xác hơn và ra quyết định sáng suốt.

Trong lĩnh vực sản xuất hiện đại, mô hình huấn luyện trí tuệ nhân tạo (AI) đóng vai trò quan trọng trong việc tự động hóa quy trình, nâng cao hiệu quả vận hành và đảm bảo chất lượng sản phẩm. Thông qua việc ứng dụng các thuật toán học máy (machine learning) và khai thác dữ liệu sản xuất thực tế, mô hình AI được huấn luyện để nhận diện các mẫu dữ liệu, phát hiện lỗi, dự đoán hỏng hóc thiết bị và tối ưu hóa chuỗi cung ứng. Quá trình huấn luyện bao gồm các bước như thu thập dữ liệu từ dây chuyền sản xuất, xử lý và gán nhãn dữ liệu, lựa chọn mô hình phù hợp, huấn luyện với dữ liệu lịch sử và đánh giá hiệu suất mô hình. Khi được triển khai đúng cách, các mô hình AI có thể hỗ trợ doanh nghiệp giảm thiểu lãng phí, cải thiện độ chính xác trong kiểm tra chất lượng và ra quyết định nhanh chóng hơn. Đây được xem là một trong những hướng đi tất yếu của chuyển đổi số trong ngành công nghiệp sản xuất. Mục tiêu của chương này là trình

bày quá trình huấn luyện mô hình AI để nhận diện linh kiện điện tử trong môi trường sản xuất. Quy trình huấn luyện bao gồm các bước: thu thập dữ liệu, gán nhãn, lựa chọn mô hình, huấn luyện, đánh giá và ứng dụng thực tế.



Bước 1: Thu thập dữ liệu

Dữ liệu là mạch sống của AI, thu thập dữ liệu là bước đầu tiên và cũng là nền tảng cốt lõi quan trọng nhất trong quy trình huấn luyện mô hình. Dữ liệu mạnh mẽ tương đương với mô hình mạnh mẽ. Chất lượng và số lượng dữ liệu sẽ ảnh hưởng trực tiếp đến độ chính xác, khả năng tổng quát hóa và hiệu quả hoạt động của mô hình sau này. Dữ liệu cần được thu thập phải phù hợp với mục tiêu của bài toán và phản ánh đúng môi trường hoạt động thực tế của mô hình.

Tùy thuộc vào mục đích ứng dụng, tùy theo bài toán cần giải quyết dữ liệu có thể bao gồm nhiều loại khác nhau. Một số loại dữ liệu phổ biến bao gồm: dữ liệu hình ảnh, dữ liệu âm thanh, dữ liệu văn bản, dữ liệu số hoặc dữ liệu video. Các nguồn thu thập có thể đến từ: hệ thống cảm biến gắn trong dây chuyền sản xuất hình ảnh camera giám sát, dữ liệu từ phần mềm quản lý sản xuất (MES, ERP), dữ liệu khách hàng, dữ liệu thu thập từ thiết bị di động hoặc trang web, hoặc có thể thuê nguồn dữ liệu từ bên thứ ba hoặc thông qua web scraping, API công khai, thậm chí là dữ liệu được gán nhãn thủ công từ con người.

Về mặt số lượng, không có con số cố định cho tất cả trường hợp, nhưng càng nhiều dữ liệu càng tốt, đặc biệt là khi bài toán có độ phức tạp cao. Tuy nhiên, dữ liệu không chỉ cần nhiều mà còn phải đa dạng (phản ánh đủ các trường hợp thường gặp và hiếm gặp), có chất lượng tốt (không bị nhiễu, thiếu hụt, hoặc sai lệch), và được gán nhãn chính xác nếu là bài toán học có giám sát. Trong một số trường hợp, dữ liệu cần được cân bằng để tránh tình trạng mô hình học thiên lệch (ví dụ: có quá nhiều dữ liệu 'tốt' mà ít dữ liệu 'lỗi').

Cuối cùng, một khía cạnh quan trọng là chất lượng của dữ liệu: dữ liệu phải rõ ràng, không nhiễu, không bị sai lệch và phải được tổ chức hợp lý. Nếu dữ liệu bị trùng lặp,

thiếu nhãn, nhiều hoặc sai thông tin thì mô hình sẽ học sai và cho kết quả kém chính xác. Do đó, bước thu thập dữ liệu không chỉ là việc lấy thật nhiều thông tin, mà còn là quá trình có chiến lược, chọn lọc, và có kiểm soát chất lượng ngay từ đầu. Đây là điều kiện tiên quyết để mô hình AI có thể học và đưa ra dự đoán chính xác, đáng tin cậy trong môi trường thực tế.

Bước 2: Tiền xử lý dữ liệu

Sau khi dữ liệu được thu thập, bước tiếp theo là tiền xử lý – một giai đoạn cực kỳ quan trọng nhằm chuẩn hóa, làm sạch và định dạng lại dữ liệu để mô hình AI có thể hiểu và học được một cách hiệu quả. Trước hết, dữ liệu cần được làm sạch. Quá trình này bao gồm việc loại bỏ các giá trị bị thiếu, phát hiện và xử lý dữ liệu ngoại lai, cũng như sửa chữa các lỗi sai về định dạng hoặc nhãn. Ví dụ, trong dữ liệu hình ảnh, có thể phải loại bỏ các ảnh mờ, sai góc hoặc không đúng chủ thể; còn với dữ liệu số, cần kiểm tra các giá trị bất thường có thể do lỗi thiết bị ghi nhận.

Tiếp theo là bước chuẩn hóa dữ liệu (normalization hoặc standardization), giúp các đặc trưng đầu vào có cùng đơn vị hoặc nằm trong cùng một khoảng giá trị. Điều này giúp mô hình học hiệu quả hơn, tránh hiện tượng trọng số bị lệch do các giá trị có quy mô quá khác biệt.

Cuối cùng, dữ liệu cần được chia thành các tập riêng biệt: tập huấn luyện (training set), tập kiểm tra (validation set) và tập kiểm định (test set). Việc chia này đảm bảo rằng mô hình không chỉ học tốt dữ liệu cũ mà còn có khả năng tổng quát hóa với dữ liệu chưa từng thấy trước đó.

Bước 3. Lựa chọn mô hình

Sau khi dữ liệu đã được tiền xử lý kỹ càng, bước tiếp theo là lựa chọn mô hình phù hợp – đây là giai đoạn chiến lược, quyết định hướng đi và năng lực học của hệ thống AI. Việc chọn đúng loại mô hình phụ thuộc vào bản chất bài toán, định dạng dữ liệu đầu vào, yêu cầu về tốc độ, độ chính xác cũng như khả năng triển khai thực tế trong môi trường doanh nghiệp.

Trước tiên, cần xác định loại bài toán mà mô hình sẽ giải quyết: phân loại (classification), hồi quy (regression), phát hiện (detection), dự báo (forecasting), phân cụm (clustering), nhận diện hình ảnh hoặc xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP),... Ví dụ, nếu bài toán là phát hiện sản phẩm lỗi từ ảnh camera, ta có thể chọn các mô hình học sâu

nghư CNN (Convolutional Neural Network). Nếu bài toán là dự đoán sản lượng sản phẩm theo thời gian, có thể sử dụng các mô hình hồi quy tuyến tính, Random Forest.

Tiếp theo là việc lựa chọn kiến trúc mô hình cụ thể. Với dữ liệu hình ảnh, các mô hình phổ biến gồm: CNN, ResNet, EfficientNet, YOLO... Với dữ liệu chuỗi thời gian, có thể cân nhắc RNN, LSTM, hoặc Transformer. Với dữ liệu dạng bảng (tabular), các thuật toán như Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM) hoặc thậm chí là mạng nơ-ron truyền thống có thể được áp dụng.

Cuối cùng, cần cân nhắc đến tính khả thi khi triển khai mô hình: tốc độ xử lý, khả năng chạy trên thiết bị biên (edge device), tài nguyên phần cứng (GPU, RAM), và mức độ bảo trì mô hình sau này. Chọn một mô hình quá phức tạp trong khi hạ tầng thực tế không hỗ trợ có thể gây cản trở nghiêm trọng khi đưa AI vào ứng dụng thực tế.

Bước 4: Huấn luyện mô hình

Sau khi đã lựa chọn được kiến trúc mô hình, giai đoạn huấn luyện sẽ sử dụng tập dữ liệu huấn luyện để tìm ra các tham số tối ưu của mô hình, giúp mô hình có khả năng dự đoán hoặc phân loại chính xác. Đây là bước cốt lõi trong toàn bộ quy trình phát triển mô hình AI – nơi mà mô hình học từ dữ liệu đã được chuẩn bị để tìm ra mối quan hệ, quy luật hoặc đặc điểm tiềm ẩn nhằm giải quyết bài toán được đặt ra. Quá trình huấn luyện bao gồm việc cung cấp dữ liệu đầu vào và đầu ra kỳ vọng để mô hình học cách dự đoán, phân loại hoặc nhận diện một cách chính xác.

Bước 5: Kiểm tra và đánh giá mô hình

Sau khi hoàn tất quá trình huấn luyện, mô hình AI cần được kiểm tra và đánh giá một cách toàn diện để xác định mức độ chính xác, khả năng tổng quát hóa cũng như tính hiệu quả khi áp dụng vào thực tế. Việc đánh giá mô hình không chỉ nhằm xác định mô hình nào hoạt động tốt nhất mà còn giúp phát hiện các vấn đề tiềm ẩn như hiện tượng quá khớp (overfitting) – khi mô hình học quá kỹ dữ liệu huấn luyện nhưng lại hoạt động kém trên dữ liệu mới.

Dữ liệu sử dụng trong giai đoạn đánh giá thường gồm hai tập riêng biệt là tập xác nhận (validation set) và tập kiểm tra (test set). Tập xác nhận thường được sử dụng trong quá trình huấn luyện để điều chỉnh siêu tham số, trong khi tập kiểm tra – vốn hoàn toàn tách biệt và không hề tham gia vào quá trình huấn luyện – được dùng để đánh giá cuối

cùng, đảm bảo kết quả khách quan và phản ánh khả năng thực sự của mô hình khi xử lý dữ liệu ngoài đời thực.

Các chỉ số đánh giá cụ thể sẽ phụ thuộc vào loại bài toán. Với bài toán phân loại (classification), các chỉ số phổ biến bao gồm: độ chính xác (accuracy), độ thu hồi (recall), độ chính xác (precision), điểm F1 (F1-score), ma trận nhầm lẫn (confusion matrix). Những chỉ số này giúp đánh giá mô hình không chỉ về tổng thể mà còn chi tiết đến từng lớp phân loại, đặc biệt quan trọng khi dữ liệu bị mất cân bằng. Trong khi đó, đối với bài toán hồi quy (regression), thường sử dụng sai số tuyệt đối trung bình (MAE), sai số bình phương trung bình (MSE), căn bậc hai của MSE (RMSE), và hệ số xác định (R^2) để đánh giá mức độ sai lệch giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.

Tóm lại, bước kiểm tra và đánh giá mô hình đóng dùng để xác định mô hình có đạt yêu cầu hay không trước khi được triển khai trong môi trường thực tế. Một mô hình được đánh giá tốt không chỉ có độ chính xác cao mà còn phải duy trì được hiệu quả khi áp dụng vào dữ liệu mới – điều kiện tiên quyết để mô hình AI thực sự hữu ích trong thực tiễn.

Bước 6: Triển khai mô hình vào thực tế

Sau khi mô hình đã trải qua quá trình huấn luyện và đánh giá kỹ lưỡng, bước cuối cùng trong quy trình là triển khai mô hình vào môi trường thực tế – nơi nó sẽ thực hiện nhiệm vụ xử lý dữ liệu mới, tạo ra giá trị ứng dụng cụ thể cho doanh nghiệp hoặc hệ thống sản xuất. Đây là bước chuyển giao từ nghiên cứu sang ứng dụng, và nó đòi hỏi sự phối hợp chặt chẽ giữa đội ngũ kỹ thuật AI với các bộ phận phát triển phần mềm (DevOps), vận hành sản xuất, và cả người dùng cuối.

Triển khai mô hình có thể được thực hiện theo nhiều cách tùy vào yêu cầu thực tế, như:

- Triển khai cục bộ trong hệ thống nội bộ của doanh nghiệp.
- Triển khai trên nền tảng đám mây.
- Hoặc triển khai thông qua API – khi mô hình được đóng gói và tích hợp vào ứng dụng khác để người dùng có thể gửi yêu cầu và nhận kết quả dự đoán qua giao diện lập trình ứng dụng.

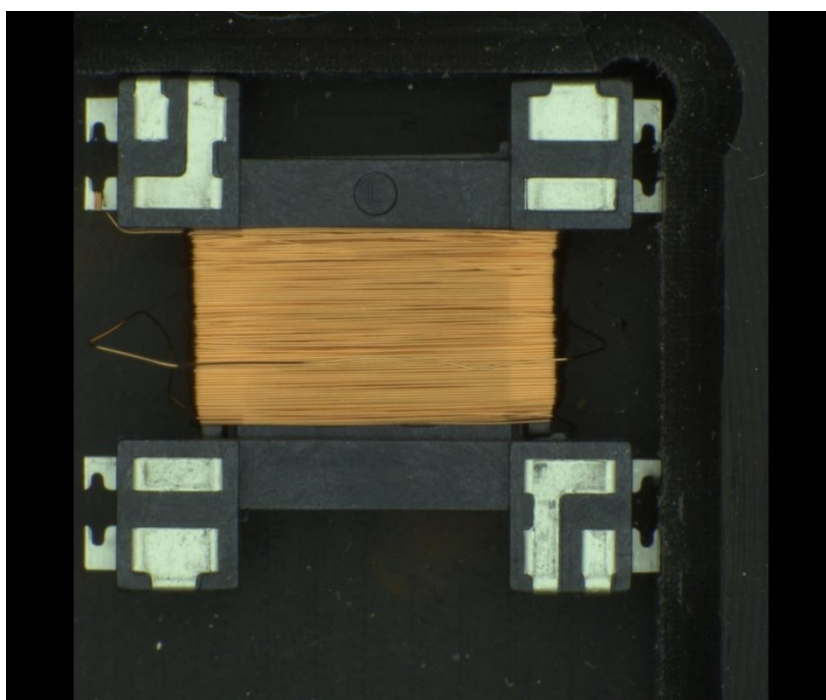
Trong nhiều hệ thống sản xuất thực tế – chẳng hạn như trong nhà máy hoặc dây chuyền kiểm tra sản phẩm – mô hình AI sau triển khai còn được tích hợp trực tiếp vào

phần mềm điều khiển máy móc, camera kiểm tra, hoặc hệ thống robot, đảm bảo quy trình tự động hóa được tối ưu và có khả năng xử lý thời gian thực.

4.2. Quy trình huấn luyện thực tế

4.2.1. Thu thập và xử lý dữ liệu

Một hệ thống thông minh chỉ có thể đưa ra kết quả chính xác khi được huấn luyện từ một tập dữ liệu đầy đủ, đại diện và được xử lý đúng cách. Do đó, bước đầu tiên và mang tính nền tảng trong quy trình phát triển mô hình AI là thu thập và tiền xử lý dữ liệu. Dữ liệu sử dụng trong đề tài được thu thập trực tiếp từ công ty nơi TNHH Premo – một doanh nghiệp sản xuất linh kiện điện tử. Hệ thống kiểm tra chất lượng tại đây được tích hợp máy ảnh công nghiệp nhằm ghi lại hình ảnh của sản phẩm sau khi hoàn thiện. Thông qua hệ thống lưu trữ của công ty sẽ thu thập được bộ dữ liệu hình ảnh đầu vào phục vụ cho việc huấn luyện mô hình AI. Dữ liệu bao gồm hình ảnh sản phẩm lỗi của sản phẩm 3DC được thu thập từ hệ thống máy ảnh công nghiệp được lắp đặt trên dây chuyền sản xuất. Tổng cộng, bộ dữ liệu bao gồm 1002 ảnh khuyết tật. Các loại khuyết tật cụ thể được tập trung gán nhãn và phát hiện gồm: lỗi cuộn dây và lỗi chân pin



Ảnh 4-1 Dữ liệu ảnh chụp từ camera công nghiệp

Dữ liệu thô ban đầu thường chứa nhiều yếu tố không mong muốn như nhiễu, sai lệch kích thước, chất lượng hình ảnh không đồng đều. Do đó, việc tiền xử lý dữ liệu là một bước thiết yếu nhằm chuẩn hóa đầu vào, nâng cao hiệu quả huấn luyện và độ chính xác

của mô hình học máy. Vì vậy, cần tiến hành các bước tiền xử lý nhằm làm sạch và chuẩn hóa dữ liệu, cụ thể như sau:

- Lọc nhiễu: Loại bỏ các ảnh bị mờ, mất nét, hoặc không thể hiện rõ chi tiết sản phẩm. Những ảnh này có thể ảnh hưởng tiêu cực đến quá trình học của mô hình.
- Chuẩn hóa hình ảnh: Tất cả hình ảnh được chuyển về cùng một kích thước, định dạng và tỉ lệ khung hình, đồng thời điều chỉnh độ sáng, tương phản nhằm tạo sự đồng nhất trong toàn bộ tập dữ liệu.
- Tăng cường dữ liệu: Do dữ liệu sản phẩm lỗi thường ít và không cân bằng so với dữ liệu sản phẩm đạt chuẩn, nên các kỹ thuật tăng cường dữ liệu được áp dụng như xoay ảnh, lật ảnh, thay đổi độ sáng, phóng to/thu nhỏ và làm mờ nhẹ. Điều này giúp mô hình học được các đặc điểm lỗi trong nhiều điều kiện khác nhau và tránh hiện tượng overfitting.

Quá trình thu thập và tiền xử lý dữ liệu đóng vai trò đặc biệt quan trọng trong toàn bộ hệ thống ứng dụng AI vào quản lý chất lượng sản phẩm. Một tập dữ liệu được xử lý tốt không chỉ giúp mô hình học hiệu quả hơn mà còn phản ánh sát thực tế các tình huống lỗi trong sản xuất. Kết quả của bước này là một tập dữ liệu sạch, cân đối và có cấu trúc rõ ràng – nền tảng để thực hiện các bước tiếp theo trong quy trình huấn luyện mô hình.

4.2.2. Lựa chọn mô hình huấn luyện

Mục tiêu của mô hình trí tuệ nhân tạo trong đề tài này là hỗ trợ kiểm tra chất lượng sản phẩm một cách tự động và chính xác, nhằm thay thế hoặc hỗ trợ con người trong công đoạn kiểm tra bằng mắt thường. Việc lựa chọn một mô hình phù hợp không chỉ ảnh hưởng đến độ chính xác và tốc độ xử lý, mà còn tác động đến khả năng triển khai thực tế trong môi trường sản xuất – nơi yêu cầu cao về thời gian phản hồi, độ ổn định và khả năng mở rộng. Cụ thể, mô hình được xây dựng để phân loại các sản phẩm đầu ra thành hai nhóm: đạt yêu cầu (OK) và không đạt yêu cầu (NG), dựa trên dữ liệu hình ảnh được thu thập từ camera tại dây chuyền sản xuất. Yêu cầu đặt ra cho mô hình là phải nhận diện nhanh chóng và chính xác các lỗi phổ biến trên bề mặt sản phẩm như trầy xước, biến dạng, hoặc thiếu chi tiết. Ngoài ra, mô hình cũng cần đảm bảo tính gọn nhẹ, ổn định, dễ triển khai trên hạ tầng thực tế (máy tính công nghiệp, hệ thống nhúng hoặc

thông qua API), đồng thời có khả năng mở rộng và huấn luyện lại nếu bổ sung thêm dữ liệu trong tương lai.

Trong bài toán kiểm tra chất lượng sản phẩm bằng hình ảnh, yêu cầu đặt ra là mô hình không chỉ phân loại sản phẩm đạt hay không đạt, mà còn cần xác định được vị trí các lỗi trên bề mặt sản phẩm. Do đó để lựa chọn ra phương án tối ưu nhất, phục vụ bài toán kiểm tra chất lượng sản phẩm tại doanh nghiệp, em đã khảo sát phân tích, so sánh các mô hình nhận dạng hình ảnh gồm: Faster R - CNN và YOLOv8 (You Only Look Once). Trước khi đi sâu vào so sánh, điều quan trọng là phải hiểu các loại mô hình phát hiện đối tượng khác nhau. Mỗi mô hình có những đánh đổi riêng về độ phức tạp, tốc độ, độ chính xác và hiệu quả.

Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) [16] là một kiến trúc mạng nơ-ron tích chập thuộc nhóm mô hình phát hiện đối tượng hai giai đoạn. Giai đoạn đầu tiên bao gồm một mạng đề xuất vùng (Region Proposal Network - RPN), có nhiệm vụ đề xuất một tập hợp các vùng tiềm năng trong hình ảnh đầu vào mà có khả năng chứa các đối tượng quan tâm. Giai đoạn thứ hai sử dụng các vùng đề xuất này để thực hiện phân loại đối tượng (xác định nhãn lớp) và tinh chỉnh vị trí bounding box (điều chỉnh tọa độ để bao quanh đối tượng một cách chính xác hơn). Mặc dù Faster R-CNN cung cấp kết quả chính xác, nhưng tốc độ của chúng bị ảnh hưởng do quy trình hai giai đoạn.

YOLOv8 (You Only Look Once) là mô hình phát hiện đối tượng một giai đoạn, là phiên bản mới nhất trong dòng mô hình YOLO, dự đoán xác suất lớp và hộp giới hạn trong một lần chạy [17]. Các phiên bản gần đây của YOLO, đặc biệt là YOLOv8, đã có những cải tiến đáng kể về kiến trúc, cơ chế huấn luyện và hiệu suất so với các phiên bản trước. YOLOv8 cung cấp một bộ sưu tập các mô hình với các quy mô khác nhau, cho phép lựa chọn dựa trên sự cân bằng mong muốn giữa tốc độ và độ chính xác. Mô hình YOLOv8 được biết đến với tốc độ đặc biệt, có khả năng suy luận theo thời gian thực, thực hiện việc phát hiện đối tượng trong một lần quét duy nhất của ảnh đầu vào, giúp tăng tốc độ xử lý rất nhanh.

Bảng 4-1 So sánh các mô hình phát hiện đối tượng

Mô hình	Độ phức tạp	Tốc độ	Sự chính xác	Hiệu quả
Faster R-CNN	Cao	Chậm	Cao	Ít hiệu quả hơn
YOLO	Trung bình	Nhanh	Trung bình	Có hiệu quả

Khi nói đến các tác vụ phát hiện đối tượng, từ bảng 4.1, YOLOv8 nổi bật với tốc độ và hiệu quả ấn tượng. Với khả năng xử lý hình ảnh ở tốc độ FPS (khung hình trên giây) cao, YOLOv8 cung cấp phạm vi từ 40 đến 155 FPS tùy thuộc vào cấu hình [18]. Điều này làm cho nó đặc biệt phù hợp với các ứng dụng thời gian thực, nơi xử lý nhanh là điều cần thiết. Tuy nhiên, có thể thấy rằng YOLOv8 có một số độ chính xác thấp hơn so với các mô hình khác. Mặc dù có thể không đạt được độ chính xác của một số giải pháp thay thế, nhưng nó vẫn cung cấp kết quả đáng tin cậy cho nhiều tình huống phát hiện đối tượng. YOLOv8 sử dụng kiến trúc DarkNet để phát hiện tính năng, tận dụng sức mạnh của các lớp tích chập cho các tác vụ phân loại và định vị. Kiến trúc này cho phép YOLOv8 nhanh chóng xác định và phát hiện các đối tượng trong hình ảnh, góp phần vào tốc độ và hiệu suất ấn tượng của nó. Nếu tốc độ là ưu tiên hàng đầu và chấp nhận đánh đổi độ chính xác, YOLOv8 là lựa chọn tuyệt vời cho các ứng dụng yêu cầu khả năng phát hiện đối tượng theo thời gian thực.

Bảng 4-2 So sánh hiệu suất giữa các mô hình YOLOv8, SSD và Faster R-CNN.

Model	Frames Per Second (FPS)
YOLOv8	40-155
Faster R-CNN	5-7

Bảng 4.2 trình bày tốc độ xử lý của các mô hình phát hiện đối tượng phổ biến, được đo bằng chỉ số FPS (Frames Per Second) – số khung hình mà mô hình có thể xử lý trong một giây. Chỉ số FPS đóng vai trò then chốt trong các ứng dụng thời gian thực như kiểm tra chất lượng sản phẩm trong dây chuyền sản xuất, nơi việc phát hiện sai lỗi cần được thực hiện nhanh chóng và chính xác.

- YOLOv8 với khả năng xử lý từ 40 đến 155 FPS, YOLOv8 thể hiện hiệu suất vượt trội cả về tốc độ lẫn khả năng triển khai thực tế. Sự linh hoạt của nó nằm ở việc có thể cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác bằng cách lựa chọn giữa các biến thể như YOLOv8n (nano), YOLOv8s (small), hoặc YOLOv8x (extra-large). Nhờ cải tiến

trong kiến trúc và kỹ thuật huấn luyện, YOLOv8 rất phù hợp cho các ứng dụng kiểm tra chất lượng sản phẩm trong công nghiệp, nơi yêu cầu tốc độ và tính chính xác cao.

- Mô hình Faster R-CNN, đây là mô hình hai giai đoạn, hoạt động với tốc độ 5 đến 7 FPS, chậm hơn đáng kể so với mô hình còn lại. Tuy nhiên, nó được đánh giá cao về độ chính xác trong các bài toán phức tạp, nhờ cơ chế đề xuất vùng hiệu quả. Tuy nhiên, do độ trễ cao, mô hình này không phù hợp cho các ứng dụng thời gian thực như trong dây chuyền kiểm tra chất lượng tự động.

Bảng FPS biểu thị số khung hình được xử lý mỗi giây ở trên, có thể thấy rằng YOLOv8 nổi bật hơn về hiệu suất xử lý thời gian thực và khả năng triển khai trong môi trường công nghiệp. Như được minh họa trong bảng, YOLOv8 vượt trội hơn cả SSD và Faster R-CNN về tốc độ, càng nhấn mạnh thêm tính phù hợp của nó đối với các ứng dụng thời gian thực. Điều này lý giải tại sao YOLOv8 ngày càng trở thành lựa chọn phổ biến trong các hệ thống kiểm tra chất lượng bằng thị giác máy.

Ngoài ra, khi lựa chọn giữa các mô hình phát hiện đối tượng, người ta phải cân nhắc cẩn thận ưu và nhược điểm của từng tùy chọn. Bảng

Bảng 4-3 So sánh ưu điểm và nhược điểm của Faster R-CNN và Yolov8

Mô hình	Ưu điểm	Nhược điểm
Faster R-CNN	<ul style="list-style-type: none"> - <i>Độ chính xác cao:</i> Thường đạt mAP nhỉnh hơn, đặc biệt đối với các đối tượng nhỏ, chồng lấn phức tạp hoặc khuyết tật có hình thái không rõ ràng, nhờ vào quy trình hai pha tỉ mỉ. - <i>Định vị chính xác:</i> Khả năng tinh chỉnh hộp giới hạn tốt hơn, dẫn đến độ chính xác vị trí cao (IoU cao) - <i>Xử lý đối tượng nhỏ tốt:</i> Cơ chế RPN giúp xác định các vùng 	<ul style="list-style-type: none"> - <i>Tốc độ suy luận chậm:</i> Quy trình hai pha (tạo vùng đề xuất và sau đó phân loại/tinh chỉnh) làm tăng thời gian xử lý, khiến nó không phù hợp cho các ứng dụng đòi hỏi tốc độ cao. - <i>Phức tạp trong cấu trúc và triển khai:</i> Kiến trúc phức tạp hơn với nhiều thành phần phụ, gây khó khăn trong việc hiểu sâu, tinh chỉnh và tối ưu hóa.

	<p>quan tâm một cách chi tiết, cải thiện khả năng phát hiện các khuyết tật có kích thước rất nhỏ.</p>	<p>- <i>Yêu cầu tài nguyên lớn</i>: Đòi hỏi phần cứng mạnh mẽ (GPU cao cấp) và nhiều bộ nhớ hơn cho cả quá trình huấn luyện và suy luận, làm tăng chi phí đầu tư ban đầu.</p>
Yolov8	<p>- <i>Tốc độ suy luận vượt trội</i>: Khả năng xử lý hình ảnh theo thời gian thực, rất phù hợp cho kiểm tra trên dây chuyền sản xuất tốc độ cao.</p> <p>- <i>Hiệu quả tài nguyên</i>: Yêu cầu ít bộ nhớ và tài nguyên tính toán hơn (CPU/GPU) so với các mô hình hai pha, cho phép triển khai trên các thiết bị biên (edge devices) hoặc hệ thống có tài nguyên hạn chế.</p> <p>- <i>Kiến trúc đơn giản và dễ triển khai</i>: Thiết kế một pha giúp mô hình dễ hiểu, dễ huấn luyện và tối ưu hóa hơn.</p> <p>- <i>Độ chính xác cạnh tranh</i>: Các phiên bản mới như YOLOv8 đã cải thiện đáng kể độ chính xác, thu hẹp khoảng cách với các mô hình hai pha mà vẫn giữ được tốc độ.</p>	<p>- <i>Độ chính xác có thể thấp hơn một chút với đối tượng cực nhỏ hoặc chồng lấn cao</i>: Mặc dù đã cải thiện, trong một số trường hợp rất đặc biệt, các mô hình hai pha vẫn có thể vượt trội hơn về độ chính xác tuyệt đối đối với các khuyết tật siêu nhỏ hoặc rất khó nhận diện.</p> <p>- <i>Ít linh hoạt hơn trong việc tùy chỉnh các thành phần</i>: Do là mô hình một pha, việc tùy chỉnh các bước xử lý riêng biệt (ví dụ: chỉ tinh chỉnh vùng đề xuất) có thể phức tạp hơn.</p>

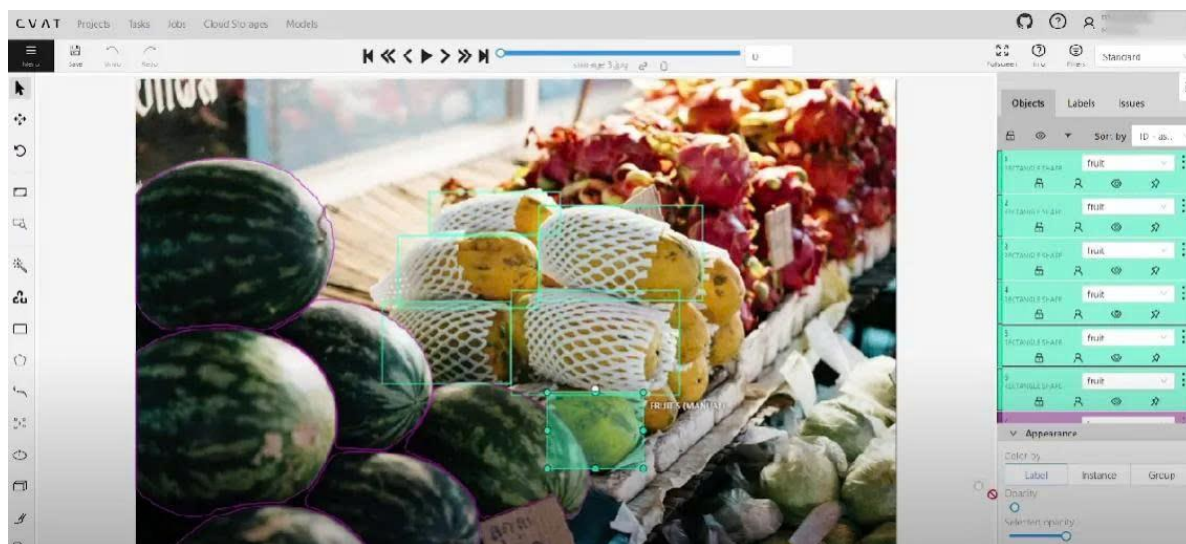
Trong nghiên đề tài này, việc lựa chọn YOLOv8 là hoàn toàn phù hợp và có cơ sở vững chắc. Mặc dù Faster R-CNN có thể nhanh hơn về độ chính xác tuyệt đối trong một số trường hợp đối tượng siêu nhỏ, nhưng đối với bài toán phát hiện khuyết tật sản phẩm trong môi trường công nghiệp, khả năng xử lý thời gian thực và hiệu quả tài nguyên là những yếu tố then chốt để có thể triển khai hệ thống một cách khả thi. YOLOv8 đã thể hiện được sự cân bằng tối ưu giữa độ chính xác và tốc độ, giúp hệ thống không chỉ phát hiện lỗi hiệu quả mà còn có thể tích hợp trực tiếp vào quy trình kiểm tra trên dây chuyền sản xuất tốc độ cao, từ đó tối đa hóa lợi ích về năng suất và chi phí. Các cải tiến trong YOLOv8 đã giải quyết đáng kể một số nhược điểm cố hữu của các phiên bản YOLO trước đây về độ chính xác đối với đối tượng nhỏ, càng củng cố lý do cho sự lựa chọn này.

4.2.3. Xây dựng mô hình huấn luyện

4.2.3.1. Gán nhãn dữ liệu

Để bắt đầu quá trình huấn luyện mô hình AI, bước đầu tiên và quan trọng nhất là gán nhãn dữ liệu. Việc gán nhãn chính xác giúp mô hình học được đặc điểm của đối tượng cần phát hiện, từ đó cải thiện độ chính xác trong việc nhận diện lỗi sản phẩm. Tuy nhiên quá trình này đòi hỏi nhiều thời gian và công sức, đặc biệt là khi xử lý một lượng lớn dữ liệu. Để giúp đơn giản hóa công việc này, có nhiều công cụ gán nhãn dữ liệu hiệu quả được phát triển. Hiện nay có nhiều công cụ hỗ trợ gán nhãn dữ liệu hình ảnh, tiêu biểu như CVAT, Labelbox, Roboflow... Các công cụ này đều hỗ trợ gán nhãn dữ liệu miễn phí, tuy nhiên chúng vẫn có những ưu nhược điểm sau:

CVAT: CVAT là một công cụ mã nguồn mở được phát triển bởi Intel. Nó hỗ trợ nhiều loại dữ liệu khác nhau, bao gồm hình ảnh, video, âm thanh và văn bản. CVAT có giao diện người dùng trực quan và dễ sử dụng, đồng thời cung cấp nhiều tính năng mạnh mẽ như tạo nhãn, chỉnh sửa nhãn, quản lý dự án và cộng tác.



Ảnh 4-2 Giao diện công cụ CVAT

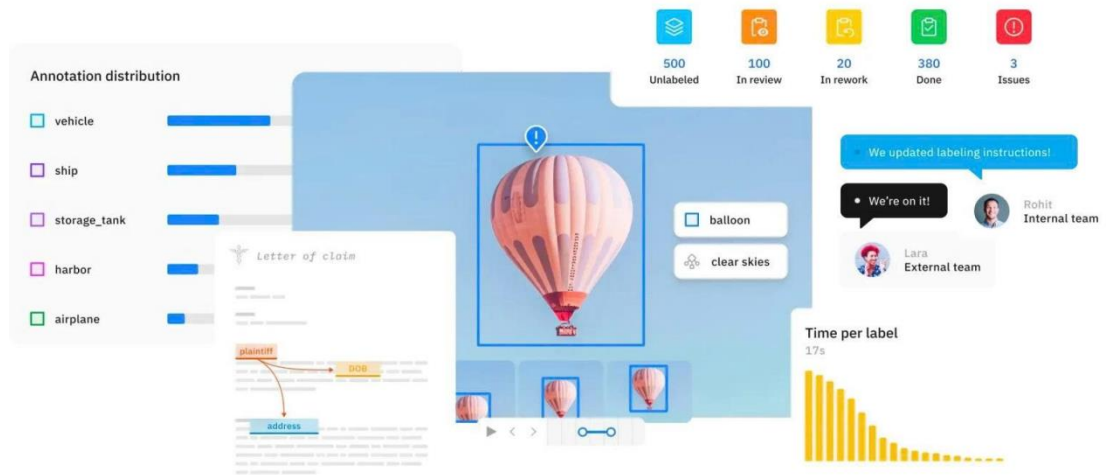
Ưu điểm:

- CVAT là công cụ trực tuyến, không cần cài đặt ứng dụng để chú thích dữ liệu.
- Người dùng có thể cộng tác và tạo tác vụ công khai để chia nhỏ công việc giữa người dùng khác.
- Chú thích tự động trong CVAT cho phép người dùng sử dụng nội suy giữa các khung hình chính

Hạn chế:

- Hỗ trợ trình duyệt hạn chế của CVAT yêu cầu phải sử dụng Google Chrome.
- Thiếu tài liệu hướng dẫn về mã nguồn có thể khiến việc hiểu cách thức hoạt động bên trong của công cụ trở nên khó khăn.
- Kiểm tra cần được thực hiện thủ công, làm chậm quá trình phát triển.

Labelbox: Labelbox là một nền tảng data labeling miễn phí với giao diện người dùng kéo thả trực quan. Nó được phát triển vào năm 2018 và kể từ đó đã trở thành một trong những công cụ nổi tiếng hàng đầu để gán nhãn dữ liệu. Nó hỗ trợ gán nhãn bằng hộp biên, đa giác và đường thẳng và nhiều công cụ gán nhãn khác phức tạp hơn



Ảnh 4-3 Giao diện công cụ Labelbox

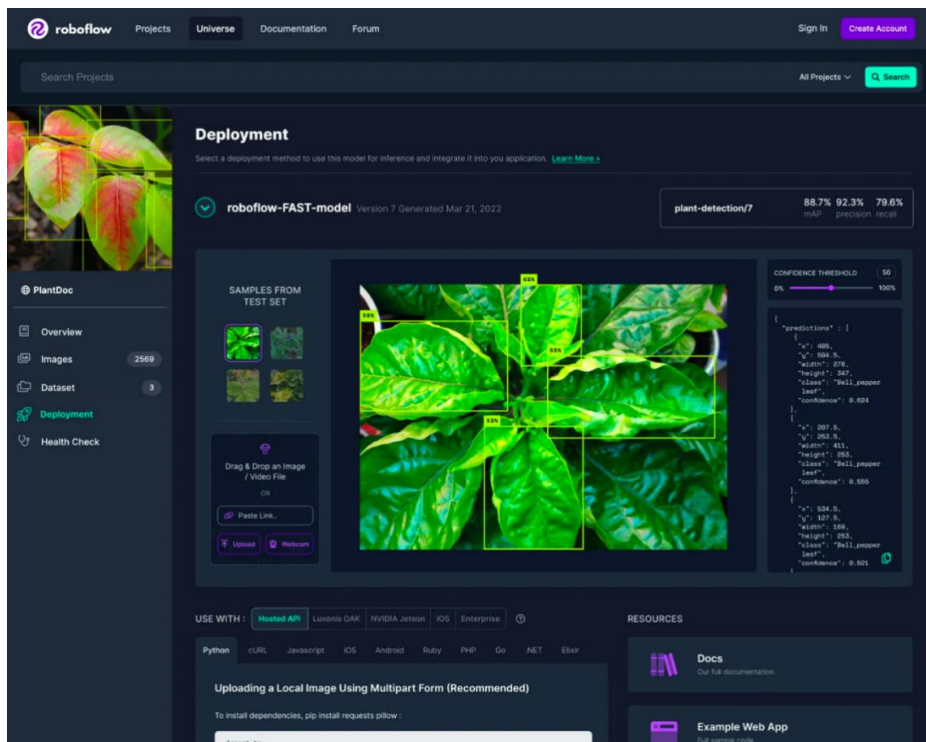
Ưu điểm:

- Trải nghiệm người dùng trực quan.
- Khả năng chú thích dữ liệu mạnh mẽ.
- Hợp tác nhóm được thực hiện dễ dàng

Hạn chế:

- Giao diện phức tạp: Mặc dù được đánh giá tích cực nhưng một số người dùng vẫn bày tỏ khó khăn khi điều hướng qua giao diện của Labelbox
- Hỗ trợ thiếu: Một khiếu nại phổ biến là sự chậm trễ trong việc nhận hỗ trợ kỹ thuật từ Labelbox.

Roboflow: là một công cụ trực tuyến để dán nhãn hình ảnh cho nhiều tác vụ thị giác máy tính, bao gồm phát hiện đối tượng, phân loại và phân đoạn.



Ảnh 4-4 Giao diện công cụ Roboflow

Ưu điểm:

- Dễ dùng: Giao diện web thân thiện, không cần cài đặt
- Linh hoạt: Hỗ trợ nhiều kiểu gắn nhãn và định dạng
- Với gói miễn phí (Public Plan), Roboflow rất phù hợp cho sinh viên, người mới bắt đầu và các dự án nghiên cứu.

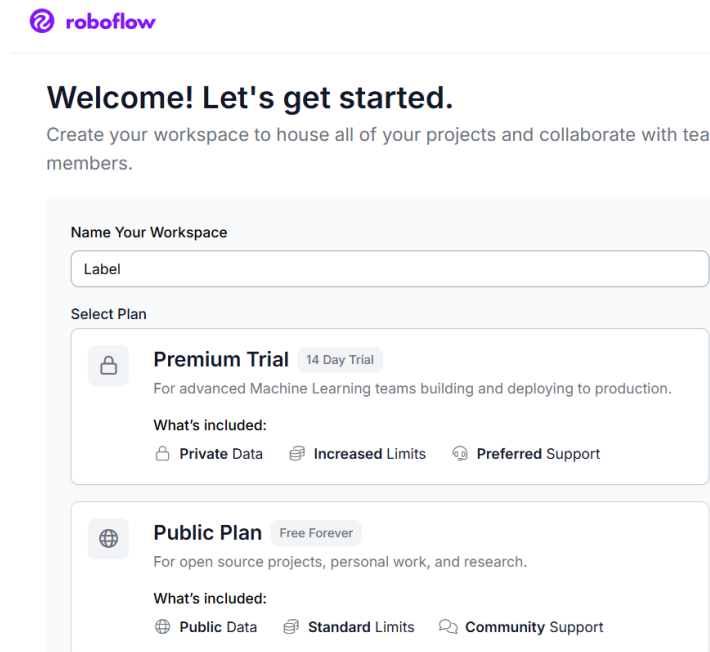
Hạn chế:

- Phiên bản miễn phí giới hạn số lượng dự án và số ảnh.
- Cần kết nối Internet (hoặc dùng bản offline trả phí nếu cần bảo mật cao).
- Với dữ liệu quá lớn (hàng trăm ngàn ảnh), tốc độ có thể hơi chậm.

Sau quá trình tìm hiểu các công cụ gắn nhãn, nghiên cứu các ưu nhược điểm, thì Roboflow là công cụ phù hợp với phạm vi đề tài, vì nó đáp ứng được cả yếu tố dễ sử dụng lẫn khả năng tích hợp linh hoạt với quy trình huấn luyện mô hình AI. Cụ thể, Roboflow hỗ trợ người dùng gắn nhãn nhanh chóng với giao diện trực quan, cho phép tạo, chỉnh sửa và kiểm soát chất lượng tập dữ liệu một cách hiệu quả. Việc xuất dữ liệu từ Roboflow sang Google Colab chỉ với một dòng lệnh giúp tiết kiệm rất nhiều thời gian xử lý. Ngoài ra, gói miễn phí (Public Plan) của Roboflow cung cấp đủ tài nguyên và tính

năng cần thiết để thực hiện một đề tài nghiên cứu ở quy mô sinh viên. Điều này loại bỏ gánh nặng về chi phí đầu tư phần cứng hoặc các nền tảng thương mại đắt tiền, đồng thời vẫn đảm bảo quyền truy cập vào các công cụ chuyên nghiệp.

Để dán nhãn dữ liệu trên Roboflow, bắt đầu bằng cách tạo một không gian làm việc trong Roboflow (hình...)



Ảnh 4-5 Tạo không gian làm việc trong Roboflow

Sau đó, tạo Project (Dự án) trong Workspace. nơi chứa toàn bộ dữ liệu, nhãn, cấu hình tiền xử lý, tăng cường, và các phiên bản mô hình cho một nhiệm vụ cụ thể. Hình, sau khi nhấn nút "Create new Project" sẽ được một dự án "My first Project".

Let's create your project.

test > Public My First Project

Project Name: Annotation Group: License:


Project Type

Object Detection Bounding Boxes # Counts Tracking
Identify objects and their positions with bounding boxes.

Classification Image Labels Filtering Content Moderation
Assign labels to the entire image. Single-Label Multi-Label

Instance Segmentation Polygons Measuring Odd Shapes
Detect multiple objects and their actual shape.

Keypoint Detection Skeleton Structure Pose Estimation
Identify keypoints ("skeletons") on subjects.



Projects

 **My First Project**
Object Detection
Edited Just Now
Private • 0 Images • 0 Models

Ảnh 4-6 Project trong Roboflow

Trên trang Project, nút "Upload Images" sẽ tải các dữ liệu lên.

My First Proj...
Object Detection

DATA

MODELS

Upload

Batch Name: Tags:

Drag and drop file(s) to upload, or:

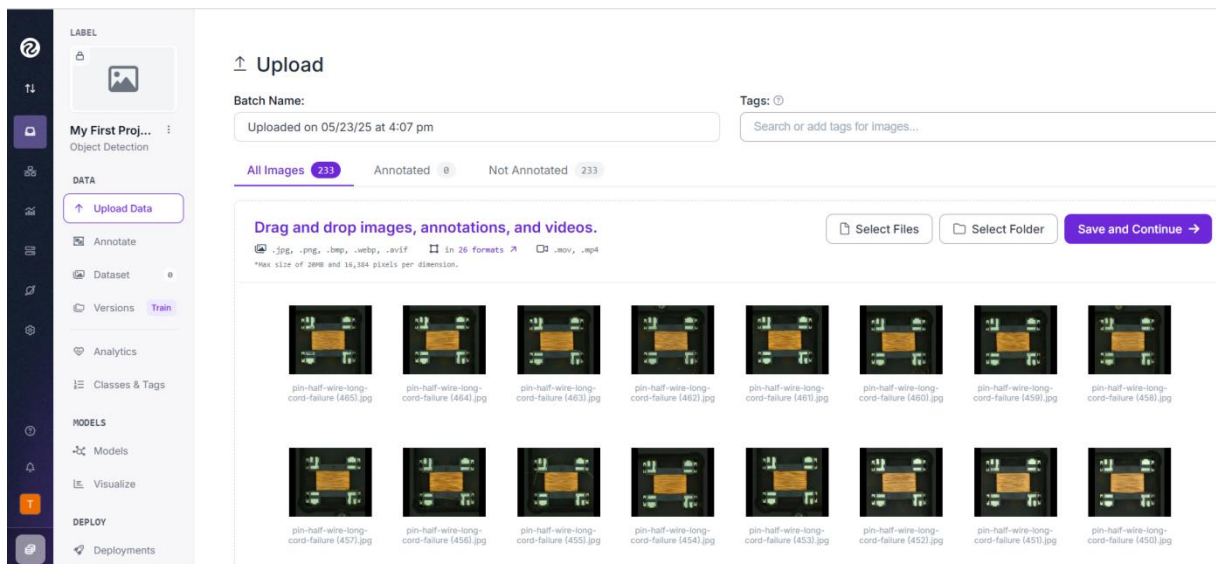
Supported Formats

<input type="checkbox"/> Images	<input type="checkbox"/> Annotations	<input type="checkbox"/> Videos	<input type="checkbox"/> PDFs
.jpg, .png, .bmp, .webp, .avif	In 26 Formats	.mov, .mp4	.pdf

*Max size of 20MB and 16,384 pixels per dimension.

Ảnh 4-7 Upload Images trong Roboflow

Sau khi tải lên, Roboflow sẽ hiển thị số lượng ảnh và có thể kiểm tra xem có lỗi nào không.



Ảnh 4-8 Dữ liệu được tải lên trong Roboflow

Tiếp theo là gán nhãn, với biểu tượng hình chữ nhật (Bounding Box). Chọn công cụ này, sau đó kéo chuột để vẽ một hình chữ nhật bao quanh đối tượng lỗi.

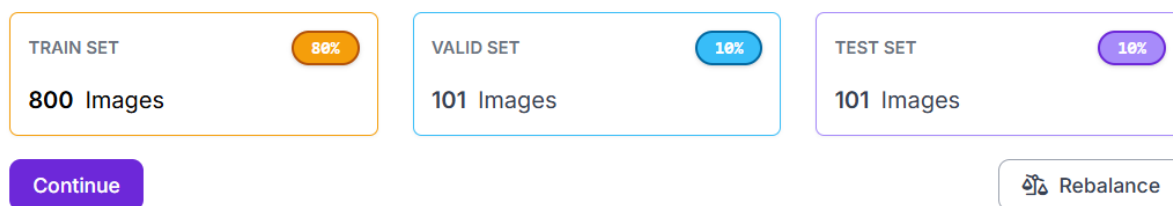


Ảnh 4-9 Gán nhãn dữ liệu

Sau khi gán nhãn xong, vào tab Generate để tạo ra phiên bản dataset. Chọn kích thước ảnh chuẩn (864x864) và chia dữ liệu thành các tập train, valid, test theo tỉ lệ 80/10/10 (Hình 4.10)

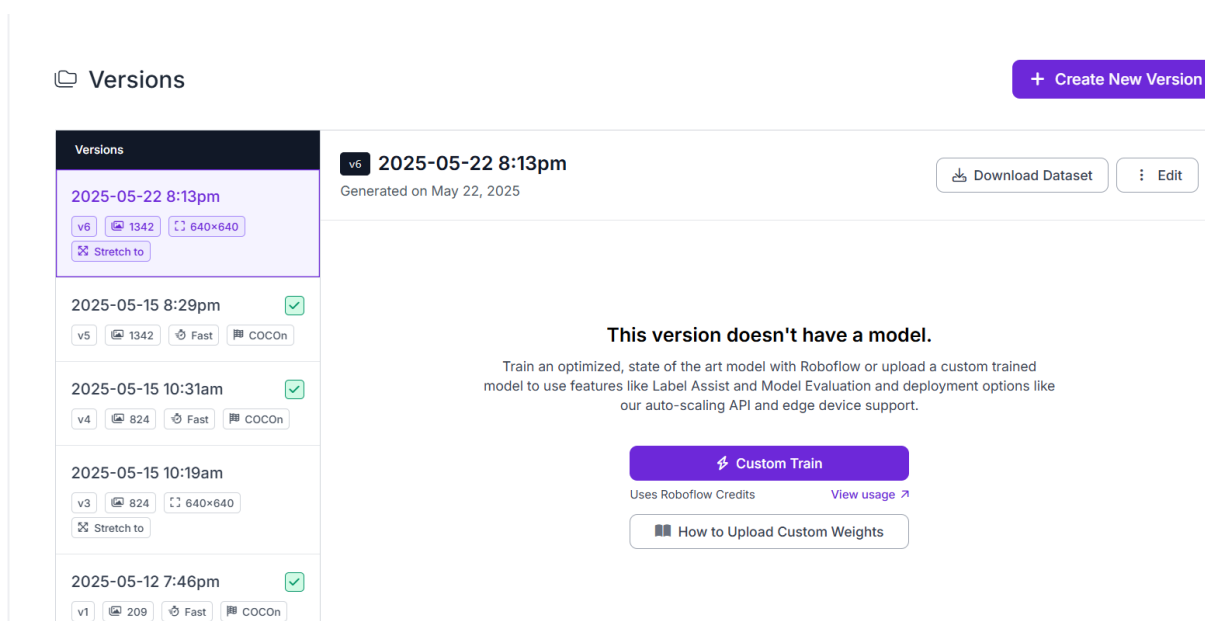
Train/Test Split

Here is how you split your images when you added them to the dataset:



Ảnh 4-10 Chia tập dữ liệu

Cuối cùng, tải bộ dữ liệu về máy và tiến hành huấn luyện cho các bước tiếp theo.



Ảnh 4-11 Tải bộ dữ liệu về máy

4.2.3.2. Huấn luyện mô hình

Sau khi hoàn tất quá trình gắn nhãn dữ liệu bằng Roboflow và đảm bảo chất lượng của tập dữ liệu, bước tiếp theo là khởi động quá trình huấn luyện mô hình học máy. Giai đoạn này đóng vai trò then chốt trong việc giúp mô hình học được các đặc trưng phức tạp từ dữ liệu đã chuẩn bị, từ đó phát triển khả năng nhận diện chính xác các đối tượng mục tiêu (lỗi sản phẩm) trong các hình ảnh mới.

Để tối ưu hóa hiệu quả tính toán và tận dụng nguồn tài nguyên sẵn có, đề tài đã lựa chọn nền tảng *Google Colaboratory (Google Colab)* làm môi trường huấn luyện. Google Colab là một nền tảng điện toán đám mây dựa trên Jupyter Notebook, cung cấp môi trường lập trình Python hoàn chỉnh, bao gồm quyền truy cập miễn phí vào các đơn vị xử lý đồ họa (GPU) mạnh mẽ như NVIDIA T4 GPU. Việc sử dụng GPU là cực kỳ

quan trọng cho quá trình huấn luyện các mô hình học sâu, đặc biệt là các mô hình phát hiện đối tượng phức tạp như YOLO, giúp tăng tốc độ tính toán lên nhiều lần so với việc chỉ sử dụng CPU.

Quá trình huấn luyện mô hình được thực hiện được bắt đầu bằng việc cấu hình môi trường Google Colab, thay đổi loại thời gian chạy để kích hoạt sử dụng GPU. Môi trường thực thi của Google Colab là tạm thời, nghĩa là tất cả các tệp và dữ liệu được tạo hoặc tải xuống cục bộ sẽ bị xóa khi phiên làm việc kết thúc hoặc sau một khoảng thời gian không hoạt động. Để khắc phục hạn chế này và đảm bảo tính bền vững của tập dữ liệu huấn luyện, các trọng số mô hình đã học được, và các kết quả phân tích, đã tiến hành thiết lập kết nối với Google Drive cá nhân.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive', force_remount=True)
dataset_path = "/content/drive/MyDrive/dataset"
```

Ảnh 4-12 Kết nối Google Drive với Google Colab

Quy trình kết nối Google Drive được thực hiện thông qua module drive thuộc thư viện google.colab (Hình 4.12). Cụ thể, hàm drive.mount() được sử dụng để gắn thư mục gốc của Google Drive vào hệ thống tệp của Colab tại đường dẫn chuẩn /content/drive. Khi thực thi lệnh này lần đầu tiên trong một phiên, Google Colab sẽ yêu cầu người dùng ủy quyền truy cập Google Drive thông qua một đường dẫn xác thực và mã xác minh.

Sau khi đã thiết lập thành công kết nối với Google Drive để đảm bảo quản lý dữ liệu bền vững, bước tiếp theo là cài đặt các thư viện và gói phụ thuộc cần thiết. Các thư viện này cung cấp các chức năng chuyên biệt để xử lý dữ liệu, xây dựng và huấn luyện mô hình học sâu, cũng như hiển thị kết quả.

```
!pip install ultralytics roboflow
!pip install tabulate
```

Ảnh 4-13 Cài đặt thư viện

Đề tài đã sử dụng trình quản lý gói pip trong môi trường Colab để cài đặt các thư viện. Cụ thể, ultralytics là một thành phần cốt lõi cung cấp triển khai chính thức của các

phiên bản mô hình YOLO, bao gồm các công cụ mạnh mẽ và tối ưu hóa để huấn luyện, đánh giá và triển khai các mô hình phát hiện đối tượng; roboflow, là một phần của hệ sinh thái Roboflow, gói roboflow cho phép tải xuống các tập dữ liệu đã được gắn nhãn, tiền xử lý và tăng cường trực tiếp từ dự án của mình trên Roboflow mà không cần phải tải xuống cục bộ rồi tải lên lại; Thư viện tabulate được cài đặt để hỗ trợ việc hiển thị dữ liệu dạng bảng một cách rõ ràng và dễ đọc. Mặc dù không trực tiếp tham gia vào quá trình huấn luyện mô hình, tabulate có thể hữu ích trong việc trình bày các kết quả đánh giá, thống kê dữ liệu, hoặc các báo cáo trung gian trong quá trình phát triển và phân tích.

Sau khi môi trường huấn luyện trên Google Colab đã được thiết lập đầy đủ và các thư viện cần thiết được nhập sẽ tiến hành cấu hình và khởi chạy quá trình huấn luyện mô hình phát hiện đối tượng. Để bắt đầu quá trình huấn luyện, một mô hình YOLOv8 đã được tiền huấn luyện (pre-trained model) được tải về.

```
# Đường dẫn dataset và nơi lưu model
save_model_path = os.path.join(dataset_path, "yolov8_best.pt")

# Load model YOLOv8s
model = YOLO("yolov8s.pt")

# Tên custom để lưu kết quả vào đúng thư mục
experiment_name = "train_yolov8"

# Huấn luyện
model.train(
    data=f"{dataset_path}/data.yaml",
    epochs=60,
    imgsz=896,
    batch=8,
    name=experiment_name,
)

# Đường dẫn đến best model
best_model_path = f"runs/detect/{experiment_name}/weights/best.pt"

# Sao lưu model nếu tồn tại
if os.path.exists(best_model_path):
    shutil.copy(best_model_path, save_model_path)
    print(f"✅ Model đã lưu vào: {save_model_path}")
else:
    print(f"❌ Không tìm thấy file best.pt để sao lưu.")
```

Ảnh 4-14 Quá trình huấn luyện mô hình

Quá trình huấn luyện mô hình được điều khiển thông qua các tham số quan trọng, ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất và quá trình hội tụ của mô hình. Các tham số này được thiết lập như sau:

- *data*: Tham số này chỉ định đường dẫn đến tệp cấu hình data.yaml của tập dữ liệu. Tệp này được tạo và cung cấp bởi Roboflow khi xuất dữ liệu, chứa các thông tin cần thiết về đường dẫn đến thư mục chứa ảnh và nhãn của các tập huấn luyện (training), kiểm định (validation), cùng danh sách các lớp đối tượng cần phát hiện.
- *epochs*: Là một chu kỳ hoàn chỉnh trong đó toàn bộ tập dữ liệu huấn luyện được sử dụng để cập nhật trọng số của mô hình. Khi thiết lập epochs=60 trong quá trình huấn luyện, điều đó có nghĩa là mô hình sẽ "nhìn" và học từ toàn bộ tập dữ liệu 60 lần. Số lượng epoch được lựa chọn dựa trên quan sát sơ bộ về các biểu đồ hiệu suất (Precision, Recall, mAP), qua các epoch trong quá trình phát triển mô hình, nhằm đảm bảo mô hình có đủ thời gian để học hội tụ mà không dẫn đến hiện tượng quá khớp (overfitting).
- *imgsz*: Kích thước đầu vào của hình ảnh cho mô hình được đặt là 896x896 pixel. Kích thước này được lựa chọn để phù hợp với độ phân giải của hình ảnh trong tập dữ liệu và yêu cầu của mô hình, đồng thời được đồng bộ với các bước tiền xử lý đã thực hiện trên Roboflow.
- *batch*: Kích thước batch (batch size) được đặt là 8. Kích thước batch xác định số lượng hình ảnh được xử lý đồng thời trong mỗi bước huấn luyện. batch=8 nghĩa là mỗi lần 8 ảnh được xử lý cùng lúc. Giá trị này được cân nhắc để tối ưu hóa việc sử dụng bộ nhớ GPU và tốc độ huấn luyện.

Trong suốt quá trình huấn luyện, hiệu suất của mô hình được theo dõi liên tục trên tập kiểm định (validation set). Các chỉ số quan trọng như Precision, Recall, mAP@0.5, và mAP@0.5:0.95 được ghi lại và trực quan hóa qua từng epoch. Việc theo dõi các biểu đồ này là rất quan trọng để đánh giá sự hội tụ của mô hình, phát hiện các dấu hiệu của hiện tượng quá khớp (overfitting) hoặc học kém (underfitting), và xác định điểm dừng huấn luyện tối ưu.

Sau khi quá trình huấn luyện hoàn tất, các trọng số của mô hình được lưu trữ tự động trong thư mục kết quả của lần chạy (runs/detect/experiment_name/weights/). Đặc biệt, tệp best.pt đại diện cho trọng số của mô hình đạt hiệu suất cao nhất trên tập kiểm định. Để đảm bảo an toàn và khả năng truy cập bền vững, tệp best.pt này được sao lưu tự động vào Google Drive của người dùng.

4.2.4 Đánh giá độ chính xác của mô hình

Sau khi hoàn tất quá trình huấn luyện, việc đánh giá hiệu suất của mô hình phát hiện đối tượng là một bước không thể thiếu để xác định khả năng hoạt động của hệ thống trong môi trường thực tế và mức độ thành công của nghiên cứu. Giai đoạn này không chỉ cung cấp cái nhìn định lượng về độ chính xác của mô hình mà còn phản ánh khả năng của nó trong việc định vị chính xác các đối tượng và phân biệt giữa các lớp khác nhau. Để đánh giá toàn diện hiệu suất của mô hình phát hiện đối tượng, chúng tôi đã sử dụng một tập hợp các chỉ số tiêu chuẩn và được công nhận rộng rãi trong lĩnh vực thị giác máy tính. Các chỉ số này được tính toán dựa trên kết quả dự đoán của mô hình trên tập dữ liệu kiểm định (validation set), giúp phân tích khả năng của mô hình từ nhiều khía cạnh khác nhau, cụ thể:

Precision (độ chính xác): xác là một trong những số liệu cơ bản và trực quan nhất được sử dụng để đánh giá hiệu suất của các mô hình học máy, đặc biệt là đối với các nhiệm vụ phân loại và phát hiện đối tượng. Chỉ số này cho biết trong số tất cả những lần mà mô hình "kết luận là có lỗi", thì có bao nhiêu lần thực sự là lỗi. Precision cao có nghĩa là mô hình ít khi báo "lỗi" mà thực ra sản phẩm lại tốt. Điều này giúp tránh lãng phí khi loại bỏ nhầm sản phẩm không lỗi, hoặc giảm thời gian kiểm tra lại không cần thiết.

Recall (độ nhạy/ tỉ lệ phát hiện) là một số liệu hiệu suất quan trọng trong học máy (ML), đo lường khả năng của mô hình trong việc xác định tất cả các trường hợp có liên quan trong một tập dữ liệu. Chỉ số này là tỷ lệ giữa số lượng dự đoán đúng mà mô hình đưa ra và tổng số lượng thực tế dương trong dữ liệu. Có nghĩa là trong tổng số tất cả các lỗi *thực sự có* trên sản phẩm, mô hình đã tìm thấy (phát hiện) được bao nhiêu phần trăm. Recall cao có nghĩa là mô hình rất nhạy bén trong việc phát hiện ra lỗi, ít khi bỏ sót lỗi.

Điều này cực kỳ quan trọng để đảm bảo chất lượng sản phẩm đầu ra, tránh việc sản phẩm lỗi lọt qua quy trình kiểm tra.

Độ chính xác trung bình trung bình (mAP) là chỉ số đánh giá tổng thể cho toàn bộ mô hình phát hiện đối tượng. Nó được tính bằng cách lấy giá trị trung bình của AP trên tất cả các lớp đối tượng mà mô hình được huấn luyện để phát hiện. mAP là một chỉ số tiêu chuẩn và được sử dụng rộng rãi nhất trong nghiên cứu về phát hiện đối tượng. Trong khuôn khổ nghiên cứu này, đề tài tập trung vào hai dạng cụ thể của mAP để đánh giá toàn diện:

- *mAP@.5*: Đo độ chính xác trung bình tại ngưỡng IoU (Giao điểm trên hợp) duy nhất là 0,5. Đây là thước đo mức độ chồng lấn giữa hộp giới hạn được dự đoán bởi mô hình và hộp giới hạn thực tế. *mAP@0.5* cho biết hiệu suất của mô hình khi các dự đoán được coi là đúng nếu có độ chồng lấn tối thiểu 50% với đối tượng thực tế. Số liệu này kiểm tra xem mô hình có thể tìm đúng các đối tượng với yêu cầu độ chính xác lỏng lẻo hơn hay không. Nó tập trung vào việc liệu đối tượng có ở đúng vị trí hay không, không cần vị trí hoàn hảo. Nó giúp xem liệu mô hình có giới phát hiện các đối tượng hay không.
- *mAP@.5:.95*: Tính trung bình các giá trị mAP được tính toán ở nhiều ngưỡng IoU, từ 0,5 đến 0,95 theo mức tăng 0,05. Điều này có nghĩa là mAP được tính toán tại IoU 0.50, 0.55, 0.60, ..., 0.95 và sau đó lấy giá trị trung bình của các AP này. Một giá trị *mAP@0.5:0.95* cao chứng tỏ mô hình không chỉ có khả năng phát hiện đối tượng mà còn có khả năng định vị hộp giới hạn của chúng một cách rất chính xác ngay cả với các yêu cầu về độ chồng lấn cao. Nó cung cấp bức tranh đầy đủ hơn về mức độ chính xác mà mô hình có thể tìm thấy các đối tượng ở các mức độ nghiêm ngặt khác nhau và đặc biệt hữu ích cho các ứng dụng cần phát hiện đối tượng chính xác.

Độ chính xác trung bình trung bình rất quan trọng vì nó cung cấp góc nhìn toàn diện về hiệu suất của mô hình phát hiện đối tượng. Nó đồng thời tính đến cả độ chính xác phân loại (lớp đối tượng có đúng không?) và độ chính xác định vị (hộp giới hạn có được đặt đúng không?) trên tất cả các lớp được xác định trong dữ liệu đào tạo. Điểm mAP cao hơn thường chỉ ra mô hình phát hiện đối tượng mạnh mẽ và đáng tin cậy hơn.

Bảng 4-4 Kết quả huấn luyện mô hình

Precision (P)	Recall (R)	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
0.882 (88.2%)	0.875 (87.5%)	0.956 (95.6%)	0.899 (89.9%)

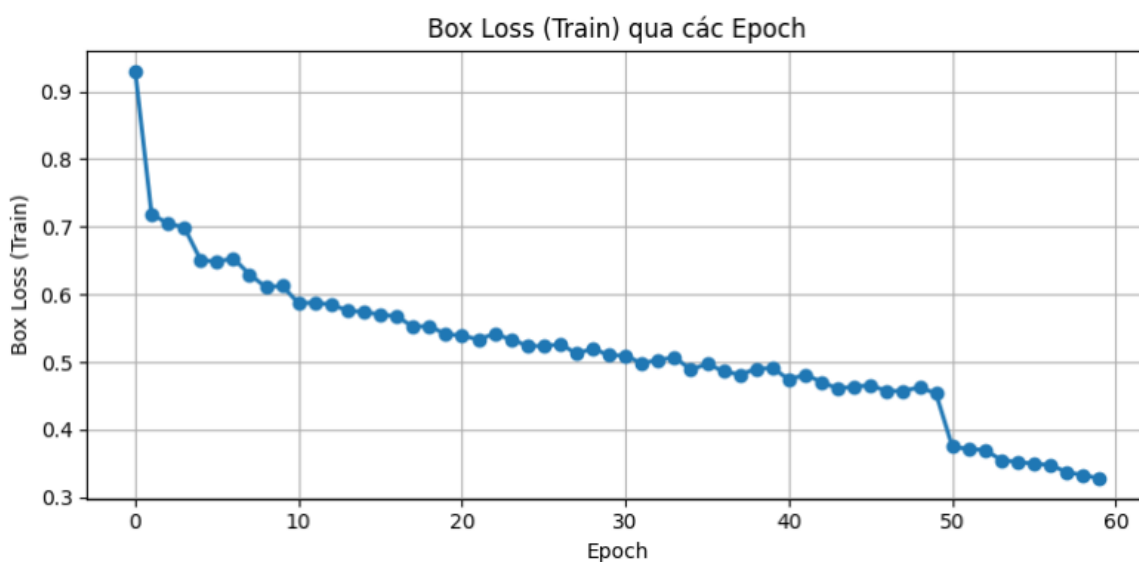
- Precision (P): 0.882 (88.2%): Điều này có nghĩa là, trung bình trong số tất cả những lần mô hình "báo là có lỗi" trên sản phẩm, thì có tới 88.2% trường hợp là đúng, sản phẩm đó thực sự có lỗi. Mô hình ít khi báo động sai.
- Recall (R): 0.875 (87.5%): Chỉ số này cho biết mô hình đã tìm ra được 87.5% tổng số lỗi thực sự có mặt trên tất cả các sản phẩm. Tức là, trong 100 lỗi thực tế, mô hình đã phát hiện được khoảng 87-88 lỗi.
- mAP@0.5: 0.956 (95.6%): Đây là một con số khá cao, nó cho thấy mô hình có khả năng phát hiện đúng vị trí của lỗi với độ chính xác rất cao. Trung bình, mô hình có thể khoanh vùng vị trí lỗi chính xác tới 95.6% khi hộp dự đoán và hộp lỗi thực tế chồng lên nhau ít nhất 50%.
- mAP@0.5:0.95: 0.899 (89.9%): Đây là chỉ số khá khể hơn. Nó cho biết mô hình không chỉ tìm thấy lỗi mà còn khoanh vùng chúng rất chính xác ở nhiều mức độ chồng lấn khác nhau, từ 50% đến 95%. Đạt gần 90% ở chỉ số này cho thấy mô hình không chỉ phát hiện ra lỗi mà còn chỉ ra vị trí chính xác của chúng, điều này rất quan trọng cho việc phân tích và khắc phục lỗi sau này.

Bên cạnh đó, kết quả đánh giá trên tập kiểm tra (test) khá ấn tượng với Recall 100%, Precision 96.61%. Có tổng cộng 285 lỗi sản phẩm thực tế trên tập kiểm tra, mô hình đã phát hiện đúng 285 lỗi (Recall 100%). Tuy nhiên, mô hình đã có 10 dự đoán sai, tức là nó báo cáo 10 trường hợp là lỗi nhưng thực tế sản phẩm đó không có lỗi. Tổng số dự đoán được xem xét là 295, bao gồm cả lỗi thực tế và lỗi mô hình dự đoán sai, thì độ chính xác dự đoán đạt 96.61%, nghĩa là, khi mô hình báo cáo một sản phẩm có lỗi, có tới 96.61% khả năng dự đoán đó là chính xác. Kết quả này chứng minh rằng mô hình phát hiện lỗi của bạn hoạt động với hiệu suất vượt trội, có khả năng ứng dụng cao trong môi trường sản xuất để tự động hóa và nâng cao hiệu quả kiểm tra chất lượng sản phẩm.

Sau quá trình huấn luyện mô hình YOLOv8, các biểu đồ hiệu suất được tạo ra là công cụ thiết yếu để đánh giá quá trình học của mô hình và xác định mức độ hội tụ của các tham số. Các biểu đồ này cung cấp cái nhìn định lượng về sự thay đổi của lỗi và các

chỉ số đánh giá theo từng epoch trên cả tập huấn luyện (Train) và tập kiểm định (Validation - Val).

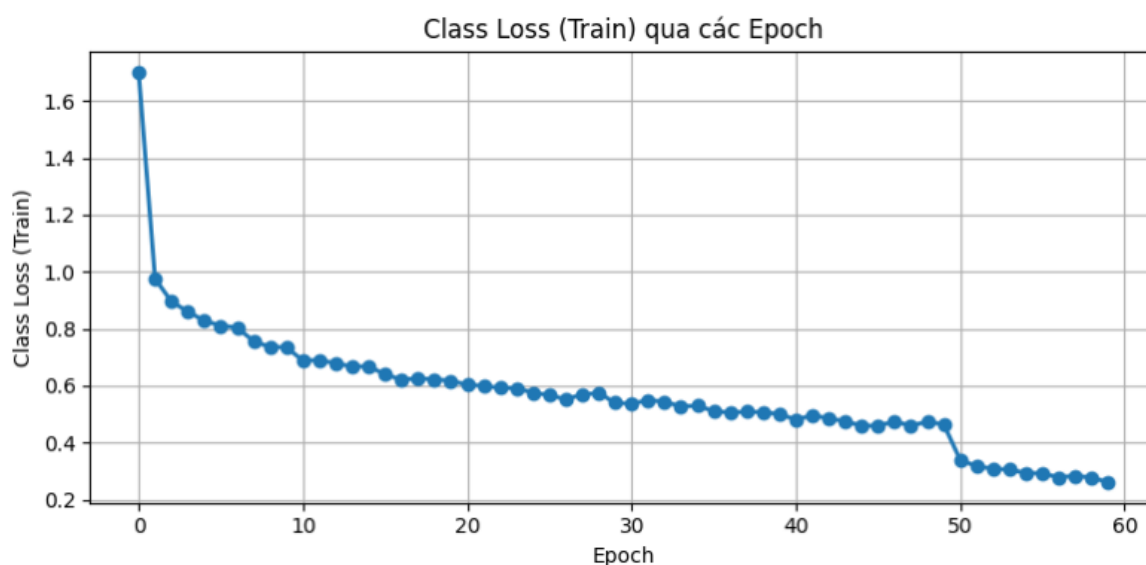
Box Loss, hay còn gọi là Localization Loss đo lường sự sai khác giữa tọa độ và kích thước của các hộp giới hạn (bounding boxes) được mô hình dự đoán so với các hộp giới hạn thực tế của các đối tượng trong tập dữ liệu huấn luyện. Giá trị Box Loss càng thấp cho thấy khả năng định vị chính xác đối tượng của mô hình càng cao. Biểu đồ cho thấy Box Loss giảm mạnh mẽ ở các epoch đầu tiên, từ giá trị khoảng 0.9 xuống dưới 0.6 trong khoảng 10 epoch đầu. Điều này phản ánh việc mô hình đang nhanh chóng học cách xác định vị trí của các đối tượng (sản phẩm đạt chuẩn và các loại khuyết tật) trên hình ảnh. Sau đó, Box Loss tiếp tục xu hướng giảm dần một cách ổn định, đạt mức khoảng 0.5 ở epoch 15 và tiếp tục giảm xuống dưới 0.45. Đáng chú ý, có một sự sụt giảm đột ngột và đáng kể từ khoảng epoch 48 trở đi, đưa giá trị Box Loss xuống mức khoảng 0.3-0.35. Sự giảm mạnh mẽ này có thể được giải thích bởi việc cơ chế điều chỉnh tốc độ học đã kích hoạt, giúp mô hình hội tụ nhanh hơn ở giai đoạn cuối của quá trình huấn luyện. Xu hướng giảm và hội tụ ở mức thấp của Box Loss trên tập huấn luyện cho thấy mô hình đang học rất hiệu quả để định vị chính xác các đối tượng trong dữ liệu huấn luyện, đây là một dấu hiệu tích cực về khả năng học của mô hình.



Ảnh 4-15 Biểu đồ Box Loss qua các Epoch

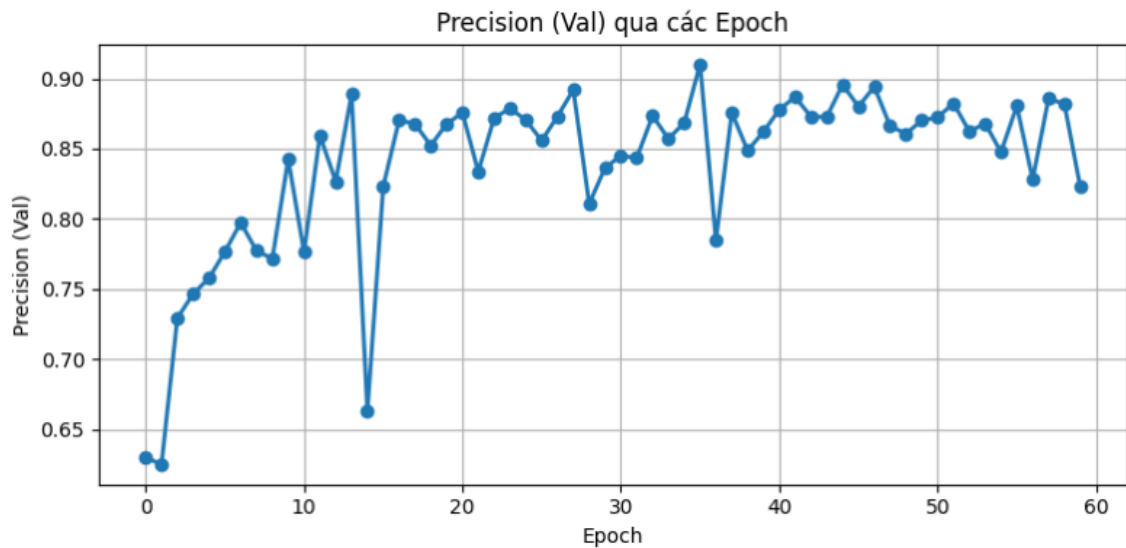
Class Loss, hay Classification Loss, đo lường mức độ sai số trong việc phân loại đối tượng của mô hình. Giá trị này thể hiện sự khác biệt giữa xác suất lớp dự đoán của mô hình và nhãn lớp thực tế. Giá trị Class Loss càng thấp chứng tỏ khả năng phân loại

đối tượng vào đúng lớp của chúng càng chính xác. tương tự như Box Loss, Class Loss cũng trải qua quá trình giảm mạnh ở giai đoạn đầu huấn luyện, từ giá trị khoảng 1.6 xuống dưới 0.8 trong khoảng 10 epoch đầu. Sau đó, lỗi tiếp tục giảm dần và ổn định ở mức thấp hơn (khoảng 0.6 đến 0.45). Đặc biệt, từ khoảng epoch 48, Class Loss cũng chứng kiến một sự sụt giảm đột ngột, xuống mức khoảng 0.25-0.3 ở các epoch cuối. Sự giảm liên tục và hội tụ về mức thấp của Class Loss trên tập huấn luyện cho thấy mô hình đang học rất tốt cách phân biệt và gán nhãn chính xác cho các lớp đối tượng khác nhau trong tập dữ liệu huấn luyện.



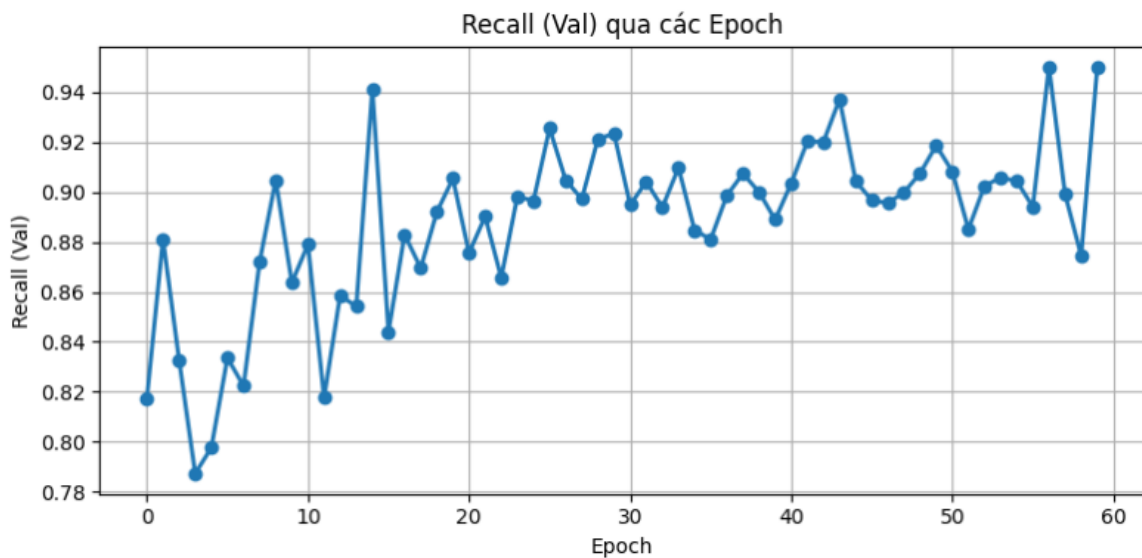
Ảnh 4-16 Biểu đồ Class Loss qua các Epoch

Biểu đồ Precision trên tập kiểm định cho thấy một xu hướng tăng trưởng rõ rệt ở giai đoạn đầu, từ khoảng 0.62 lên gần 0.85 trong khoảng 10 epoch. Mặc dù có những dao động nhất định trong suốt quá trình huấn luyện (đặc biệt là sự sụt giảm ở epoch 13 và 36), Precision vẫn duy trì ở mức cao, thường xuyên đạt trên 0.85 và có những thời điểm tiệm cận 0.9. Sự tăng trưởng và duy trì ở mức cao của Precision trên tập kiểm định cho thấy mô hình có khả năng tốt trong việc đưa ra các dự đoán đáng tin cậy. Điều này hàm ý rằng khi mô hình báo cáo có lỗi, khả năng lỗi đó thực sự tồn tại là rất cao.



Ảnh 4-17 Biểu đồ Precision qua các Epoch

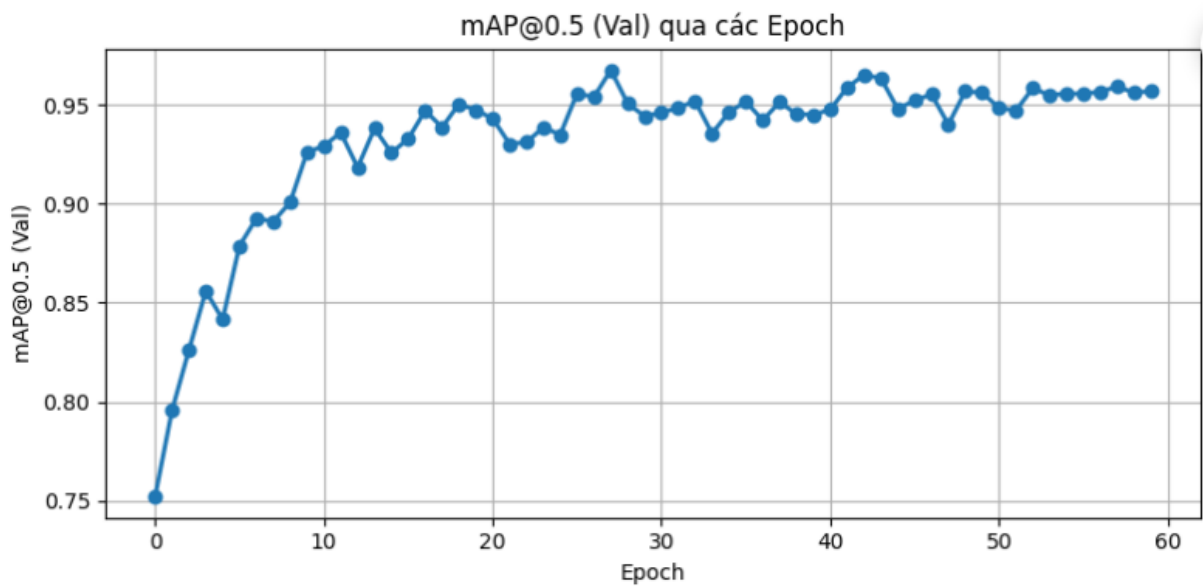
Biểu đồ Recall trên tập kiểm định cũng cho thấy một xu hướng tăng mạnh ở các epoch đầu, từ khoảng 0.82 lên gần 0.9. Giống như Precision, Recall có những biến động nhưng nhìn chung duy trì ở mức rất cao, thường xuyên vượt quá 0.9 và có những đỉnh điểm đạt gần 0.95 ở các epoch cuối. Giá trị Recall cao trên tập kiểm định chứng tỏ mô hình có khả năng phát hiện phần lớn các khuyết tật có tồn tại trong dữ liệu, giảm thiểu nguy cơ bỏ sót các sản phẩm không đạt chất lượng.



Ảnh 4-18 Biểu đồ Recall qua các Epoch

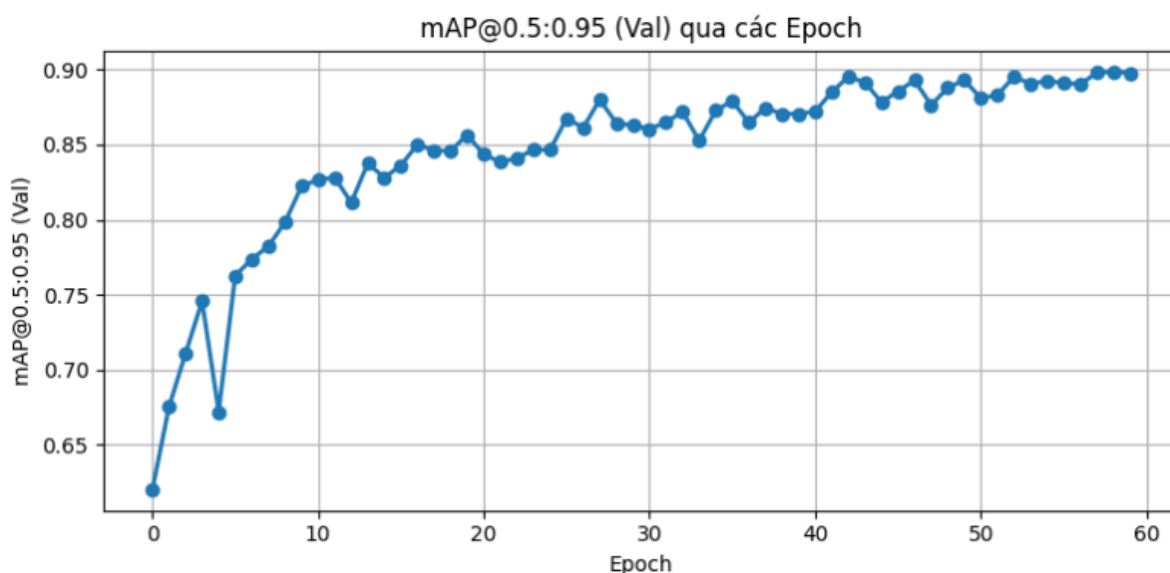
Biểu đồ cho thấy mAP@0.5 tăng rất nhanh và mạnh mẽ ở giai đoạn đầu huấn luyện, từ khoảng 0.75 lên trên 0.9 chỉ trong khoảng 10-15 epoch. Sau đó, chỉ số này tiếp tục tăng nhẹ và ổn định ở mức rất cao, thường xuyên duy trì trên 0.95 từ khoảng epoch 25 trở đi cho đến cuối quá trình huấn luyện. Mức mAP@0.5 cao và ổn định cho thấy mô

hình đã đạt được hiệu suất tổng thể xuất sắc trong việc phát hiện và định vị các đối tượng (bao gồm các loại khuyết tật và sản phẩm OK) trên tập kiểm định với độ chính xác hợp lý.



Ảnh 4-19 Biểu đồ mAP@0.5 qua các Epoch

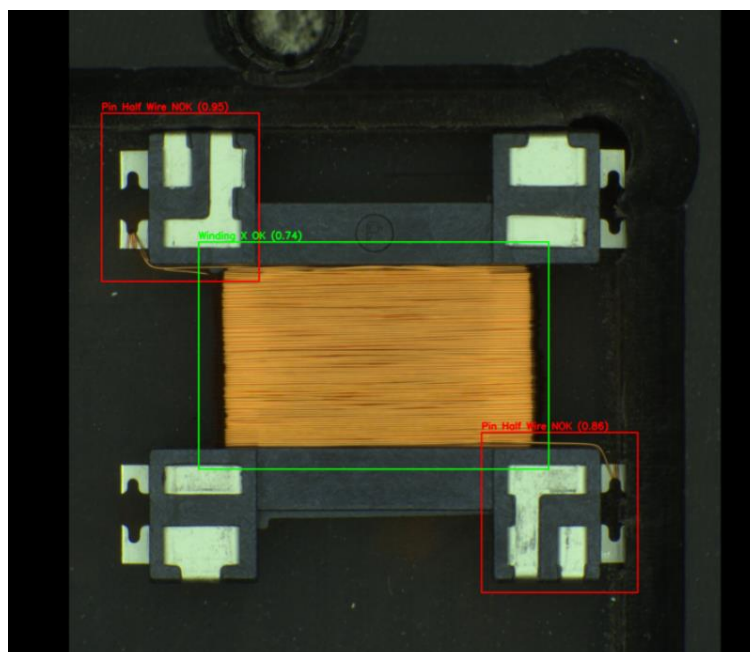
Biểu đồ mAP@0.5:0.95 cũng cho thấy xu hướng tăng trưởng rõ rệt, từ khoảng 0.62 lên trên 0.8 trong 10 epoch đầu. Mặc dù có những dao động nhất định, chỉ số này tiếp tục tăng và duy trì ở mức cao, dao động quanh 0.85-0.9 và đạt gần 0.9 ở các epoch cuối của quá trình huấn luyện. Việc mAP@0.5:0.95 đạt mức cao (gần 0.9) là một dấu hiệu cực kỳ tích cực. Nó chứng tỏ rằng mô hình không chỉ có khả năng phát hiện các đối tượng (khuyết tật) mà còn định vị chúng với độ chính xác vị trí rất cao. Điều này đặc biệt quan trọng trong các ứng dụng kiểm tra chất lượng sản phẩm công nghiệp, nơi việc xác định vị trí chính xác của khuyết tật là cần thiết cho các quy trình sửa chữa hoặc phân tích tiếp theo.



Ảnh 4-20 Biểu đồ mAP@0.5:0.95 qua các Epoch

Dựa trên toàn bộ các biểu đồ hiệu suất đã phân tích, có thể thấy rằng quá trình huấn luyện mô hình YOLOv8 cho bài toán phát hiện khuyết tật đã diễn ra thành công và hiệu quả. Các hàm mất mát trên tập huấn luyện giảm đều và hội tụ ở mức thấp, đồng thời các chỉ số đánh giá quan trọng (Precision, Recall, mAP@0.5, và mAP@0.5:0.95) trên tập kiểm định đều cho thấy xu hướng tăng trưởng và duy trì ở mức cao, đặc biệt là trong các epoch cuối. Điều này minh chứng rằng mô hình không chỉ học tốt các đặc trưng từ dữ liệu huấn luyện mà còn có khả năng tổng quát hóa hiệu quả sang dữ liệu mới, chưa từng thấy. Việc các chỉ số đạt mức cao và ổn định ở epoch 60 cũng cho thấy rằng mô hình đã đạt đến mức độ hội tụ đáng kể và việc huấn luyện thêm có thể không mang lại cải thiện đáng kể nào về hiệu suất.

Sau khi huấn luyện và đánh giá mô hình, bước tiếp theo là xây dựng một giao diện để người dùng có thể dễ dàng tương tác và xem kết quả phát hiện lỗi. Đoạn mã Python đã được cung cấp thể hiện các bước cơ bản để tải mô hình đã huấn luyện, cho phép người dùng tải lên hình ảnh, thực hiện dự đoán, và hiển thị kết quả trực quan.



Ảnh 4-21 Kết quả dự đoán lỗi

4.3. Tích hợp mô hình AI trong thực tế

Sau khi mô hình phát hiện lỗi sản phẩm sử dụng YOLOv8 đạt hiệu suất vượt trội trong môi trường huấn luyện và kiểm thử, bước tiếp theo là tích hợp mô hình này vào dây chuyền sản xuất thực tế. Quá trình tích hợp này đòi hỏi sự xem xét kỹ lưỡng cả về khía cạnh phần mềm lẫn phần cứng nhằm đảm bảo hệ thống hoạt động một cách tự động hóa, đồng bộ và ổn định, từ đó mang lại hiệu quả thiết thực trong công tác quản lý chất lượng sản phẩm.

4.3.1. Các thành phần trong hệ thống tích hợp

Việc tích hợp phần cứng đóng vai trò then chốt trong xây dựng một hệ thống kiểm tra chất lượng sản phẩm dựa trên trí tuệ nhân tạo (AI). Một hệ thống hiệu quả đòi hỏi khả năng thu thập hình ảnh chính xác, xử lý nhanh chóng và hoạt động ổn định trong môi trường công nghiệp. Các thành phần phần cứng chính bao gồm camera công nghiệp, hệ thống chiếu sáng, thiết bị xử lý trung tâm, hệ thống PLC và hệ thống vận hoặc định vị sản phẩm. Việc lựa chọn và thiết kế các phần tử này cần được cân nhắc cẩn trọng để đảm bảo tương thích và tối ưu hóa hiệu suất tổng thể của hệ thống.

❖ Camera công nghiệp

Thành phần đầu tiên và quan trọng nhất là camera công nghiệp. Camera đóng vai trò thu nhận hình ảnh đầu vào – cơ sở để hệ thống AI phân tích và đưa ra quyết định về

chất lượng sản phẩm. Chất lượng của hình ảnh thu được có ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất phát hiện lỗi của mô hình AI. Do đó, việc lựa chọn camera công nghiệp phải được thực hiện một cách cẩn trọng, dựa trên sự cân nhắc kỹ lưỡng các tiêu chí kỹ thuật sau:

- *Độ phân giải:* Độ phân giải của camera cần phải đủ cao để có thể ghi lại chi tiết các khuyết tật nhỏ nhất trên bề mặt sản phẩm mà hệ thống được yêu cầu phát hiện. Việc lựa chọn độ phân giải phù hợp phụ thuộc vào kích thước của sản phẩm, kích thước dự kiến của các khuyết tật mục tiêu và khoảng cách làm việc giữa camera và sản phẩm.
- *Tốc độ khung hình:* Tốc độ khung hình, thường được đo bằng số khung hình trên giây (Frames Per Second - FPS), phải phù hợp với tốc độ di chuyển của dây chuyền sản xuất. Một tốc độ khung hình không đủ có thể dẫn đến hiện tượng mờ ảnh do chuyển động hoặc bỏ lỡ các sản phẩm trong quá trình kiểm tra, làm giảm hiệu quả của hệ thống.
- *Loại cảm biến:* Camera công nghiệp thường sử dụng hai loại cảm biến chính: CMOS (Complementary Metal-Oxide-Semiconductor) và CCD (Charge-Coupled Device). Mỗi loại cảm biến có những ưu và nhược điểm riêng về độ nhạy sáng, tốc độ đọc, mức độ nhiễu và chi phí. Việc lựa chọn loại cảm biến phù hợp phụ thuộc vào yêu cầu cụ thể về chất lượng hình ảnh trong điều kiện ánh sáng của môi trường sản xuất và các đặc tính kỹ thuật khác của hệ thống.



Ảnh 4-22 Camera công nghiệp (hình tham khảo)

Việc đáp ứng các tiêu chí kỹ thuật này sẽ đảm bảo camera công nghiệp có thể thu thập được những hình ảnh chất lượng cao và ổn định, cung cấp dữ liệu đầu vào đáng tin cậy cho mô hình AI phát hiện lỗi. Các camera này được lắp đặt tại các vị trí chiến lược trên dây chuyền sản xuất để thu thập hình ảnh sản phẩm ở các góc độ cần thiết, đảm bảo bao phủ toàn bộ bề mặt quan trọng cần kiểm tra.

❖ **Hệ thống chiếu sáng**

Một yếu tố thường bị xem nhẹ nhưng có ảnh hưởng lớn đến hiệu quả hệ thống là hệ thống chiếu sáng. Chất lượng hình ảnh đầu vào không chỉ phụ thuộc vào camera mà còn phụ thuộc đáng kể vào điều kiện ánh sáng. Hệ thống chiếu sáng cần được thiết kế để cung cấp ánh sáng ổn định, đồng đều, tránh hiện tượng phản xạ gây nhiễu cho quá trình phân tích hình ảnh. Việc lựa chọn loại đèn (LED trắng, đèn hồng ngoại, đèn định hướng) cần căn cứ vào vật liệu và đặc điểm hình học của sản phẩm. Đồng thời, vị trí và góc chiếu sáng phải được tối ưu để làm nổi bật các đặc điểm bề mặt và khuyết tật cần phát hiện như vết xước, rỗ, sai lệch hình dạng, ...

❖ **Thiết bị xử lý trung tâm**

Thiết bị xử lý trung tâm đóng vai trò then chốt trong hệ thống kiểm tra chất lượng tự động dựa trên AI, đảm nhiệm việc vận hành các mô hình học sâu phức tạp, đặc biệt là YOLOv8, để thực hiện quá trình suy luận và phát hiện lỗi một cách hiệu quả. Yêu cầu về hiệu năng tính toán của thiết bị này là rất cao, đặc biệt khi hệ thống cần hoạt động trong thời gian thực để theo kịp tốc độ của dây chuyền sản xuất. Một số lựa chọn tiêu biểu cho thiết bị xử lý trung tâm, mỗi lựa chọn mang những ưu và nhược điểm riêng:

- *GPU chuyên dụng:* Các nền tảng nhúng như NVIDIA Jetson AGX Xavier hoặc Jetson Orin đã trở thành lựa chọn phổ biến cho các ứng dụng AI công nghiệp nhờ được tối ưu hóa đặc biệt cho các tác vụ học sâu. Chúng tích hợp GPU mạnh mẽ, bộ nhớ tốc độ cao và các bộ tăng tốc phần cứng chuyên dụng, cho phép thực hiện suy luận mô hình YOLOv8 với hiệu suất cao và độ trễ thấp trong một thiết kế nhỏ gọn và tiết kiệm năng lượng. Mô-đun NVIDIA Jetson lý tưởng cho các ứng dụng thị giác máy tính dựa trên AI và để thực hiện các tác vụ thị giác AI như phân loại hình ảnh. Mỗi mô-đun NVIDIA Jetson là một gói phần cứng hoàn chỉnh. Nó đi kèm với CPU, GPU, giao diện tốc độ cao, bộ nhớ, quản lý năng lượng, v.v.

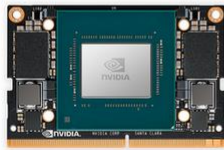
Các thiết bị Jetson có sẵn ở nhiều biến thể về hiệu suất năng lượng, hiệu suất và hình thức khác nhau. Những tính năng này làm cho chúng phù hợp để sử dụng trong mọi ngành công nghiệp



Jetson Nano



Jetson TX2 Series



Jetson Xavier NX



Jetson AGX Xavier Series

Ảnh 4-23 Nvidia Jetson với Jetson Nano, TX2, Xavier NX và AGX Xavier (hình ảnh tham khảo)

- *Máy tính công nghiệp (Industrial PC - IPC):* Các IPC được trang bị bộ vi xử lý trung tâm (CPU) hiệu năng cao mang lại sự ổn định và khả năng hoạt động liên tục trong môi trường công nghiệp khắc nghiệt. Một ưu điểm của IPC là khả năng mở rộng linh hoạt, cho phép tích hợp thêm card đồ họa rời để tăng cường khả năng xử lý song song và đáp ứng yêu cầu về hiệu năng của mô hình YOLOv8. IPC thường được lựa chọn khi cần một hệ thống có tính ổn định cao, khả năng kết nối đa dạng và dễ dàng tích hợp với các thiết bị ngoại vi khác trong nhà máy.



Ảnh 4-24 IPC – Máy tính công nghiệp (hình minh họa)

Việc lựa chọn thiết bị xử lý trung tâm phù hợp cần dựa trên sự cân bằng giữa các yếu tố như hiệu năng tính toán cần thiết cho mô hình, yêu cầu về thời gian thực, điều kiện môi trường hoạt động, chi phí đầu tư và khả năng bảo trì, nâng cấp của hệ thống.

❖ Bộ điều khiển logic khả trình (PLC)

Một thành phần không thể thiếu trong hệ thống kiểm tra chất lượng sản phẩm ứng dụng AI là bộ điều khiển logic khả trình. Bộ điều khiển logic khả trình (PLC) đóng vai trò là một thành phần trung gian quan trọng trong kiến trúc hệ thống kiểm tra chất lượng tự động dựa trên trí tuệ nhân tạo. Sau khi thiết bị xử lý trung tâm hoàn tất quá trình phân tích hình ảnh và phát hiện các lỗi tiềm ẩn trên sản phẩm, nó sẽ gửi các tín hiệu tương ứng đến PLC. PLC, với khả năng xử lý logic mạnh mẽ và độ tin cậy cao trong môi trường công nghiệp, được lập trình để diễn giải các tín hiệu này và kích hoạt các cơ cấu chấp hành (ví dụ: robot gắp đặt, hệ thống băng tải phân loại) một cách chính xác và kịp thời.



Ảnh 4-25 PLC Siemens S7-1200

PLC được cấu hình để nhận các tín hiệu số hoặc tín hiệu dạng gói tin từ thiết bị xử lý trung tâm. Các tín hiệu này thường chứa thông tin về việc sản phẩm có lỗi hay không, loại lỗi được phát hiện và vị trí tương đối của lỗi trên sản phẩm hoặc vị trí của sản phẩm trên dây chuyền. Dựa trên các tín hiệu nhận được và logic điều khiển đã được lập trình sẵn, PLC sẽ đưa ra các quyết định về hành động cần thực hiện. Ví dụ, nếu tín hiệu cho biết sản phẩm hiện tại là lỗi, PLC sẽ kích hoạt quy trình loại bỏ sản phẩm đó. PLC gửi các tín hiệu điều khiển đến các cơ cấu chấp hành như robot gắp đặt để gắp sản phẩm lỗi ra khỏi dây chuyền. PLC đóng vai trò quan trọng trong việc đồng bộ hóa hoạt động của các thành phần khác nhau trong hệ thống, đảm bảo rằng hành động phân loại hoặc loại

bỏ sản phẩm lỗi diễn ra chính xác tại thời điểm và vị trí phù hợp trên dây chuyền sản xuất.

❖ Hệ thống vận chuyển và định vị sản phẩm

Tiếp theo là hệ thống vận chuyển và định vị sản phẩm (chẳng hạn như băng tải hoặc robot gắp đặt) cần được thiết kế sao cho đảm bảo sản phẩm được đưa vào vùng kiểm tra một cách ổn định và đúng vị trí. Điều này không chỉ giúp camera chụp ảnh đúng góc và khoảng cách mà còn hỗ trợ quá trình đồng bộ hóa giữa các bước thu nhận hình ảnh và xử lý dữ liệu. Tốc độ và độ chính xác của hệ thống định vị có ảnh hưởng trực tiếp đến tính liên tục và độ tin cậy của toàn bộ hệ thống AI trong môi trường sản xuất thực tế.



Ảnh 4-26 Cánh tay robot

❖ Hệ thống mạng và lưu trữ

Ngoài ra, một hạ tầng mạng mạnh mẽ và hệ thống lưu trữ dữ liệu hiệu quả cũng đóng vai trò nền tảng cho việc truyền thông liên mạch giữa các thành phần và quản lý lượng lớn dữ liệu được tạo ra trong quá trình kiểm tra. Hạ tầng mạng vật lý, bao gồm các loại cáp, bộ định tuyến để định tuyến lưu lượng dữ liệu, bộ chuyển mạch để kết nối các thiết bị trong mạng cục bộ (LAN), và các thiết bị mạng khác như bộ thu phát không dây nếu sử dụng kết nối không dây cho một số thành phần, tạo thành xương sống cho việc truyền thông trong toàn bộ hệ thống. Lượng dữ liệu hình ảnh thu thập được từ camera, kết quả phát hiện lỗi, nhật ký hoạt động của hệ thống... có thể rất lớn. Do đó, cần có một hệ thống lưu trữ mạnh mẽ và có khả năng mở rộng để chứa và quản lý hiệu quả lượng dữ liệu này. Các lựa chọn phần cứng lưu trữ bao gồm: máy chủ cục bộ đặt tại nhà máy, thiết

bị lưu trữ mạng, hệ thống lưu trữ đám mây... Hệ thống mạng ổn định và phần cứng lưu trữ đủ lớn là nền tảng quan trọng để đảm bảo hệ thống kiểm tra chất lượng tự động hoạt động trơn tru, cho phép theo dõi hiệu suất, phân tích xu hướng lỗi, và cung cấp dữ liệu cần thiết cho việc cải thiện mô hình AI theo thời gian.

❖ Màn hình hiển thị

Giao diện người dùng (Human-Machine Interface - HMI) là một thành phần phần mềm quan trọng, cung cấp một giao diện đồ họa trực quan, cho phép người vận hành và kỹ thuật viên tương tác hiệu quả với hệ thống kiểm tra chất lượng tự động. Giao diện hiển thị đóng vai trò thiết yếu trong việc cung cấp một giao diện trực quan, cho phép người vận hành và kỹ thuật viên có thể giám sát trạng thái hoạt động của toàn bộ hệ thống kiểm tra chất lượng tự động. Thay vì chỉ dựa vào các tín hiệu đèn hoặc thông báo đơn thuần, màn hình hiển thị cung cấp một cái nhìn tổng quan toàn diện và tức thời về quá trình kiểm tra. Điều này bao gồm khả năng hiển thị trực tiếp luồng hình ảnh từ camera công nghiệp, cho phép người dùng quan sát sản phẩm theo thời gian thực. Quan trọng hơn, màn hình còn trực quan hóa kết quả phát hiện lỗi của mô hình AI, thường là thông qua việc hiển thị các hộp giới hạn (bounding box) xung quanh khuyết tật và nhãn phân loại lỗi ngay trên hình ảnh sản phẩm. Hơn nữa, HMI cung cấp các biểu đồ và bảng thống kê chi tiết về số lượng sản phẩm đã kiểm tra, số lượng lỗi phát hiện, tỷ lệ lỗi và phân loại các loại lỗi theo thời gian, hỗ trợ phân tích xu hướng chất lượng và đưa ra các quyết định cải tiến quy trình sản xuất.



Ảnh 4-27 Màn hình HMI (Human – Machine – Interface) công nghiệp

Tổng thể, việc lựa chọn các phần cứng để tích hợp hệ thống AI vào kiểm tra chất lượng sản phẩm là một bước đi quan trọng trong hành trình chuyển đổi số của doanh nghiệp sản xuất. Khi được thiết kế và triển khai đúng cách, hệ thống này sẽ giúp nâng cao độ chính xác trong phát hiện lỗi, giảm thiểu sai sót của con người, tối ưu chi phí và góp phần nâng cao chất lượng sản phẩm, từ đó tăng khả năng cạnh tranh trên thị trường.

4.3.2. Tích hợp phần mềm

Bên cạnh phần cứng vững chắc, việc phát triển và tích hợp các thành phần phần mềm là yếu tố then chốt để khai thác tối đa năng lực của mô hình trí tuệ nhân tạo và đảm bảo toàn bộ hệ thống kiểm tra chất lượng hoạt động một cách tự động, thông minh và hiệu quả. Các thành phần phần mềm được thiết kế để xử lý dữ liệu hình ảnh, giao tiếp giữa các thiết bị, cung cấp giao diện tương tác người dùng và quản lý dữ liệu cho các mục đích phân tích và cải tiến. Cụ thể

Mô hình học sâu đã được huấn luyện (mô hình YOLOv8) là cốt lõi của hệ thống phát hiện lỗi. Để mô hình hoạt động hiệu quả trên thiết bị xử lý trung tâm (ví dụ: Jetson, IPC), quá trình tối ưu hóa và chuyển đổi định dạng là cần thiết. Mô hình sẽ được chuyển đổi sang các định dạng tối ưu hóa cho suy luận như ONNX (Open Neural Network Exchange) hoặc được tối ưu hóa bằng các công cụ chuyên biệt như TensorRT (NVIDIA). Quá trình này giúp tăng tốc độ suy luận, giảm độ trễ và tối ưu hóa việc sử dụng tài nguyên phần cứng.

Phần mềm giao tiếp thiết bị đóng vai trò là cầu nối quan trọng giữa thiết bị xử lý trung tâm (chạy mô hình AI) và các thiết bị điều khiển công nghiệp khác, đặc biệt là PLC. Phần mềm này đảm nhận việc chuyển đổi kết quả phát hiện lỗi từ mô hình AI thành các tín hiệu hoặc lệnh điều khiển có thể được PLC hiểu và xử lý. Phần mềm này đảm bảo rằng tín hiệu điều khiển được truyền đi một cách đáng tin cậy và kịp thời, kích hoạt các hành động vật lý bởi cơ cấu chấp hành.

Để quản lý và vận hành hệ thống kiểm tra chất lượng một cách hiệu quả, việc phát triển một giao diện người dùng trực quan là cần thiết. Phần mềm giám sát này thường được tích hợp dưới dạng HMI (Human-Machine Interface). Các chức năng chính của nó bao gồm hiển thị hình ảnh trực tiếp từ camera, trực quan hóa kết quả phát hiện lỗi, cung cấp thông kê và báo cáo lỗi theo thời gian, và cho phép kỹ thuật viên cấu hình các tham

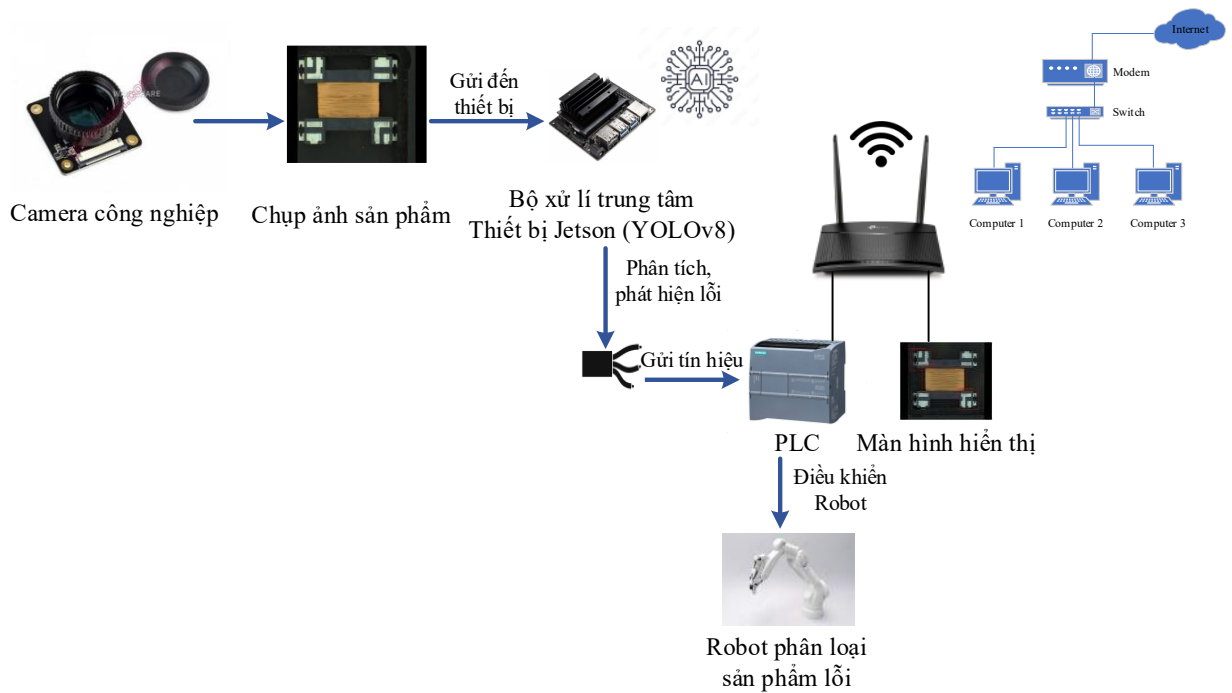
số hoạt động cơ bản của hệ thống. Giao diện này không chỉ hỗ trợ người vận hành mà còn cung cấp cái nhìn tổng quan về hiệu suất của hệ thống kiểm tra chất lượng.

Một hệ thống backend mạnh mẽ là cần thiết để lưu trữ và quản lý lượng lớn dữ liệu được tạo ra trong quá trình kiểm tra. Phần mềm này hỗ trợ lưu trữ dữ liệu thô (hình ảnh sản phẩm) và dữ liệu đã xử lý (kết quả suy luận, nhật ký hoạt động) trong các cơ sở dữ liệu phù hợp. Nó cũng có thể tự động tạo các báo cáo thống kê và biểu đồ về hiệu suất kiểm tra và xu hướng lỗi. Từ đó có thể theo dõi các phiên huấn luyện, quản lý phiên bản mô hình, và hỗ trợ quá trình cải thiện mô hình bằng cách huấn luyện lại với dữ liệu mới.

Sự tích hợp hài hòa và hiệu quả của các thành phần phần mềm này là yếu tố quyết định để biến mô hình AI từ một công cụ nghiên cứu thành một giải pháp kiểm tra chất lượng tự động, thông minh và đáng tin cậy trong môi trường sản xuất công nghiệp.

4.3.3. Mô phỏng mô hình tích hợp

Sau khi hoàn tất quá trình tích hợp cả phần cứng và phần mềm, hệ thống kiểm tra chất lượng sản phẩm ứng dụng AI có thể được mô phỏng thông qua sơ đồ tổng quan dưới đây. Mô hình mô phỏng này thể hiện rõ mối quan hệ tuần tự và tương tác giữa các thành phần chính của hệ thống — từ khâu thu thập dữ liệu đầu vào, xử lý bởi mô hình AI, đến các phản hồi điều khiển vật lý và lưu trữ thông tin. Việc mô phỏng này giúp hình dung toàn bộ luồng vận hành của hệ thống trong môi trường sản xuất thực tế.



Ảnh 4-28 Mô phỏng chu trình tích hợp mô hình Ai vào thực tế

Chu trình hoạt động của hệ thống kiểm tra chất lượng tự động được thiết kế nhằm đảm bảo quá trình phát hiện và phân loại sản phẩm lỗi diễn ra một cách hiệu quả và đồng bộ. Đầu tiên, camera công nghiệp đóng vai trò thiết bị đầu vào chính, có nhiệm vụ thu nhận hình ảnh của sản phẩm cần kiểm tra khi nó di chuyển qua khu vực quan sát. Những hình ảnh này sau đó được gửi đến thiết bị xử lý trung tâm, cụ thể là Jetson, nơi mô hình học sâu YOLOv8 đã được triển khai để thực hiện quá trình phân tích và phát hiện các khuyết tật trên sản phẩm. Ngay khi Jetson xác định được lỗi, kết quả phát hiện này sẽ được gửi tín hiệu đến Bộ điều khiển logic khả trình (PLC). Dựa trên tín hiệu nhận được, PLC sẽ đưa ra lệnh điều khiển tới robot hoặc hệ thống băng tải để thực hiện hành động phân loại, loại bỏ sản phẩm lỗi ra khỏi dây chuyền sản xuất chính. Đồng thời, toàn bộ dữ liệu thu thập được từ quá trình kiểm tra, bao gồm hình ảnh và kết quả phát hiện lỗi, sẽ được truyền về hệ thống mạng nội bộ để lưu trữ. Dữ liệu này không chỉ phục vụ cho việc theo dõi chất lượng mà còn là nguồn tài nguyên quý giá để cải thiện và tinh chỉnh mô hình AI trong tương lai.

CHƯƠNG 5. KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

5.1. Phân tích và giải thích kết quả

5.1.1. Ý nghĩa của các kết quả đạt được trong bối cảnh bài toán quản lý chất lượng

Kết quả thực nghiệm của mô hình YOLOv8 trong việc phát hiện lỗi sản phẩm dựa trên hình ảnh đã minh chứng rõ ràng khả năng ứng dụng mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo trong công tác quản lý chất lượng công nghiệp. Các chỉ số hiệu suất đạt được từ quá trình đánh giá mô hình đã minh chứng một cách rõ ràng về năng lực vượt trội của hệ thống trong việc tự động hóa quy trình kiểm tra chất lượng. Đây là một yếu tố then chốt, hứa hẹn mang lại những cải thiện đáng kể về hiệu quả vận hành và tối ưu hóa chi phí trong sản xuất công nghiệp.

Khả năng đạt được mức độ chính xác trung bình (mAP) cao của mô hình cho thấy hệ thống có khả năng nhận diện và định vị các khuyết tật sản phẩm một cách rất chính xác. Đặc biệt, việc mô hình duy trì độ chính xác cao ngay cả với các tiêu chí định vị lỗi nghiêm ngặt (thể hiện qua mAP ở các ngưỡng IoU cao hơn) có ý nghĩa rằng mô hình không chỉ phát hiện ra sự tồn tại của lỗi mà còn chỉ rõ vị trí chính xác của chúng trên sản phẩm. Điều này mang lại lợi ích kép:

- Đẩy nhanh quá trình kiểm tra và phân tích: Thay vì phải rà soát thủ công toàn bộ sản phẩm để tìm kiếm khuyết tật, hệ thống tự động sẽ nhanh chóng khoanh vùng và chỉ dẫn trực tiếp đến khu vực có vấn đề, giúp nhân viên kiểm soát chất lượng tập trung nguồn lực và thời gian hiệu quả hơn.
- Cải thiện hiệu quả sửa chữa và làm lại: Với thông tin chính xác về vị trí và bản chất của lỗi, quy trình sửa chữa hoặc điều chỉnh sản phẩm có thể được thực hiện một cách nhanh chóng và chuẩn xác hơn, qua đó giảm thiểu thời gian ngừng sản xuất và các chi phí liên quan đến việc khắc phục lỗi.
- Hỗ trợ phân tích nguyên nhân gốc rễ: Dữ liệu chi tiết về loại và vị trí chính xác của lỗi được phát hiện có thể được sử dụng để phân tích sâu hơn về nguồn gốc của các vấn đề chất lượng trong dây chuyền sản xuất, từ đó tạo cơ sở để đề xuất và triển khai các biện pháp cải tiến phòng ngừa một cách chủ động.

Việc mô hình đạt được độ chính xác cao chỉ ra rằng khi hệ thống cảnh báo về một lỗi, khả năng lỗi đó thực sự tồn tại là rất lớn, tức là những trường hợp mô hình nhận định

sai rằng có lỗi trong khi sản phẩm hoàn toàn bình thường. Điều này đem lại nhiều lợi ích như:

- Hạn chế đáng kể việc loại bỏ nhầm các sản phẩm không có lỗi hoặc đưa chúng vào các quy trình kiểm tra/sửa chữa không cần thiết, góp phần tiết kiệm nguyên vật liệu và chi phí nhân công.
- Nâng cao hiệu suất làm việc của con người: Nhân viên kiểm soát chất lượng có thể tập trung hoàn toàn vào việc xử lý các trường hợp lỗi thực sự, mà không bị phân tâm bởi các cảnh báo không đúng, từ đó tăng cường hiệu quả tổng thể của quy trình.

Song song với đó, độ nhạy (Recall) cao của mô hình chứng tỏ hệ thống có khả năng phát hiện được phần lớn các lỗi thực sự có mặt trên sản phẩm, giảm thiểu tối đa các trường hợp lỗi bị bỏ sót. Đây là một yếu tố tối quan trọng trong quản lý chất lượng bởi vì nó trực tiếp tác động đến:

- Đảm bảo chất lượng sản phẩm đầu ra: Ngăn chặn sản phẩm lỗi lọt ra khỏi dây chuyền sản xuất và đến tay khách hàng, từ đó duy trì uy tín thương hiệu, nâng cao sự hài lòng của khách hàng và giảm thiểu các vấn đề hậu mãi.
- Giảm thiểu rủi ro tài chính: Tránh được những chi phí lớn hơn phát sinh từ việc bảo hành, thu hồi sản phẩm hoặc thiệt hại về danh tiếng do sản phẩm kém chất lượng gây ra.

Trong bối cảnh cụ thể của bài toán quản lý chất lượng, những kết quả này mang ý nghĩa chiến lược to lớn. Khả năng phát hiện lỗi tự động và chính xác của mô hình cho phép thay thế hoặc hỗ trợ con người trong giai đoạn kiểm tra chất lượng – vốn tốn kém thời gian, dễ phát sinh sai sót và phụ thuộc nhiều vào kỹ năng, kinh nghiệm cá nhân của kiểm soát viên. Nhờ áp dụng hệ thống AI, doanh nghiệp có thể đảm bảo tính nhất quán, khách quan và liên tục 24/7 trong công tác giám sát chất lượng sản phẩm. Điều này không chỉ giúp duy trì mà còn góp phần nâng cao chất lượng đầu ra của toàn bộ quy trình sản xuất, giảm thiểu tỷ lệ sản phẩm lỗi đến tay người tiêu dùng, từ đó tăng cường uy tín thương hiệu và sự hài lòng của khách hàng.

5.1.2. Phân tích ưu điểm và hạn chế của mô hình đã xây dựng

Sau khi đã đánh giá ý nghĩa của các kết quả định lượng đạt được, việc phân tích sâu hơn về những ưu điểm và hạn chế của mô hình YOLOv8 là cần thiết để có cái nhìn toàn diện về năng lực và giới hạn của giải pháp được đề xuất. Phần này sẽ làm rõ những khía cạnh mà mô hình thể hiện vượt trội, đồng thời chỉ ra những điểm còn tồn tại thách thức trong bối cảnh ứng dụng thực tiễn vào quy trình kiểm tra chất lượng sản phẩm.

❖ Ưu điểm:

- *Tốc độ xử lý nhanh và khả năng hoạt động thời gian thực:* YOLOv8 là một trong những mô hình phát hiện đối tượng thời gian thực hiệu quả hàng đầu hiện nay. Khả năng xử lý nhanh (9.5ms) giúp hệ thống kiểm tra sản phẩm tức thì trên dây chuyền sản xuất tốc độ cao, đảm bảo không làm gián đoạn quy trình và cho phép kiểm tra 100% sản lượng. Điều này đặc biệt quan trọng cho các ứng dụng trong môi trường công nghiệp đòi hỏi phản ứng tức thì.
- *Hiệu suất nhận diện lỗi cao:* Với độ chính xác và độ nhạy cao, mô hình có khả năng phát hiện đa dạng các loại lỗi hình học và bề mặt như trầy xước, vỡ, sứt mẻ, biến dạng, hoặc lệch vị trí các bộ phận lắp ráp. Đặc biệt, năng lực này giúp nhận diện những khuyết tật nhỏ, khó nhận thấy mà mắt thường hoặc các phương pháp kiểm tra thủ công truyền thống có thể dễ dàng bỏ sót.
- *Tính linh hoạt và khả năng mở rộng:* Kiến trúc của YOLOv8 cho phép mô hình có thể được huấn luyện lại dễ dàng khi có thêm dữ liệu mới hoặc khi xuất hiện các loại lỗi mới. Hơn nữa, nó có khả năng điều chỉnh và tái cấu hình cho nhiều loại sản phẩm khác nhau trong cùng một dây chuyền sản xuất hoặc các dây chuyền khác, thể hiện tính linh hoạt cao trong các môi trường sản xuất đa dạng.
- *Tiềm năng giảm chi phí và tối ưu hóa nguồn lực:* Tự động hóa quá trình kiểm tra giúp giảm đáng kể chi phí nhân công, giảm thiểu lãng phí nguyên vật liệu do sản phẩm lỗi được phát hiện sớm, và hạn chế các chi phí liên quan đến bảo hành hoặc thu hồi sản phẩm lỗi từ thị trường.

❖ Hạn chế:

- *Phụ thuộc vào chất lượng và sự đa dạng của dữ liệu huấn luyện:* Hiệu suất của mô hình phụ thuộc trực tiếp vào chất lượng, số lượng và tính đại diện của bộ dữ liệu được sử dụng để huấn luyện. Nếu dữ liệu không đủ đa dạng, thiếu các trường hợp lỗi ít gặp hoặc không phản ánh đủ các điều kiện thực tế (ví dụ: biến động ánh sáng, góc chụp), mô hình sẽ dễ bị sai lệch, bỏ sót lỗi (false negative) hoặc đưa ra cảnh báo giả (false positive).
- *Khó nhận diện lỗi vi mô:* Mặc dù YOLOv8 đã cải thiện khả năng phát hiện đối tượng nhỏ, nhưng những lỗi cực nhỏ ở mức vi mô (ví dụ: lỗ kim, vết nứt siêu nhỏ, sai lệch màu sắc tinh tế) có thể vượt ngoài khả năng phát hiện của mô hình nếu hình ảnh thu nhận từ camera không đủ độ phân giải hoặc chất lượng chiếu sáng không tối ưu để làm nổi bật những đặc điểm này.
- *Yêu cầu phần cứng phù hợp:* Mặc dù YOLOv8 có các phiên bản được tối ưu hóa (như YOLOv8n, YOLOv8s) có thể chạy trên các thiết bị nhẹ hơn, nhưng để đạt được hiệu suất thời gian thực ổn định và đáng tin cậy trong môi trường công nghiệp, việc tích hợp vào dây chuyền vẫn đòi hỏi các thiết bị xử lý với năng lực tính toán đáng kể, thường là GPU chuyên dụng hoặc các thiết bị Edge AI đủ mạnh (ví dụ: NVIDIA Jetson AGX Orin). Điều này có thể làm tăng chi phí đầu tư ban đầu.

5.1.3. So sánh với các nghiên cứu trước

Kết quả đạt được từ đề tài cho thấy tính khả thi và tiềm năng ứng dụng cao trong bối cảnh các nghiên cứu hiện có về áp dụng trí tuệ nhân tạo vào kiểm tra chất lượng sản phẩm. Việc lựa chọn mô hình YOLOv8 – một kiến trúc phát hiện đối tượng tiên tiến thuộc thế hệ mới của dòng You Only Look Once – giúp đề tài cải thiện đáng kể cả về độ chính xác lẫn tốc độ xử lý, đáp ứng tốt yêu cầu thực tiễn trong môi trường sản xuất công nghiệp hiện đại.

Cụ thể, so với các mô hình phát hiện lỗi theo hướng hai giai đoạn (two-stage detectors), điển hình là Faster R-CNN, mô hình YOLOv8 thể hiện những ưu điểm vượt trội. Trong nghiên cứu của Zhang, mô hình Faster R-CNN được áp dụng để phát hiện lỗi hàn trên dây chuyền sản xuất, đạt độ chính xác khoảng 88% [19]. Tuy nhiên, mô hình này có nhược điểm là thời gian suy luận khá cao do đặc điểm xử lý tách biệt giữa giai

đoạn đề xuất vùng và giai đoạn phân loại. Điều này gây cản trở trong các ứng dụng yêu cầu phản ứng theo thời gian thực – một yếu tố rất quan trọng trong sản xuất tự động. Ngược lại, mô hình YOLOv8 với thiết kế một giai đoạn (one-stage) có khả năng thực hiện đồng thời quá trình phát hiện và phân loại đối tượng trong một lần truyền dữ liệu qua mạng. Nhờ vậy, mô hình này đạt tốc độ xử lý nhanh hơn đáng kể trong khi vẫn duy trì được độ chính xác cao, phù hợp với các hệ thống kiểm tra chất lượng sản phẩm trong thời gian thực.

Ngoài ra, nhiều nghiên cứu trước đây thường sử dụng các mạng nơ-ron tích chập (CNN) theo hướng phân loại ảnh chỉ nhằm mục đích xác định xem một ảnh có chứa lỗi hay không [20]. Mặc dù các mô hình này có thể đạt độ chính xác cao trong phân loại, nhưng lại không cung cấp thông tin định vị lỗi. Điều này hạn chế khả năng tích hợp vào các hệ thống sản xuất tự động. Ví dụ, một hệ thống kiểm tra bằng thị giác máy không chỉ cần biết sản phẩm có lỗi mà còn phải biết lỗi ở đâu để điều khiển robot phân loại hoặc loại bỏ sản phẩm đó khỏi dây chuyền. Việc áp dụng YOLOv8 – một mô hình phát hiện đối tượng (object detection) – đã giúp khắc phục hạn chế này. Mô hình có khả năng xác định vị trí lỗi chính xác dưới dạng bounding boxes và trực quan hóa trực tiếp trên hình ảnh đầu vào. Điều này tạo điều kiện thuận lợi cho việc tích hợp với các hệ thống robot công nghiệp, cảm biến hoặc thiết bị điều khiển tự động, qua đó nâng cao mức độ tự động hóa và hiệu quả toàn diện của hệ thống kiểm tra chất lượng. Tổng thể, so sánh với các phương pháp nghiên cứu trước, mô hình trong đề tài không chỉ duy trì độ chính xác cao mà còn đạt hiệu năng xử lý vượt trội, đồng thời hỗ trợ định vị lỗi một cách chính xác – yếu tố mang tính đột phá trong các hệ thống kiểm tra chất lượng thông minh ứng dụng AI.

5.2. Thảo luận về ứng dụng thực tế

Việc triển khai ứng dụng AI và học máy trong quản lý chất lượng sản phẩm mang lại nhiều lợi ích tiềm năng nhưng cũng đi kèm với các thách thức nhất định cần được xem xét kỹ lưỡng. Khi hệ thống phát hiện khuyết tật dựa trên YOLOv8 được tích hợp vào quy trình sản xuất, các lợi ích sau đây có thể được hiện thực hóa:

- *Tăng độ chính xác và tốc độ kiểm tra toàn diện:* Hệ thống AI cho phép kiểm soát chất lượng sản phẩm một cách toàn diện, kiểm tra 100% sản phẩm thay vì chỉ lấy

mẫu như các phương pháp truyền thống. Điều này giúp phát hiện sớm và loại bỏ tất cả các sản phẩm lỗi, nâng cao đáng kể độ chính xác và tính nhất quán của quy trình kiểm tra, giảm thiểu rủi ro sản phẩm kém chất lượng đến tay người tiêu dùng.

- *Giảm chi phí nhân lực và loại bỏ lỗi do con người:* Bằng cách tự động hóa công đoạn kiểm tra, hệ thống giúp hạn chế sự phụ thuộc vào công nhân kiểm tra thủ công. Điều này không chỉ giảm trực tiếp chi phí nhân công (ví dụ, nếu tại công đoạn quấn dây cần đến 5 công nhân kiểm tra chất lượng, việc áp dụng AI có thể giảm đáng kể số lượng này), mà còn loại bỏ các sai sót do mệt mỏi, thiếu tập trung hoặc sự thiếu kỹ năng và kinh nghiệm của con người, từ đó tối ưu hóa việc phân bổ nguồn lực lao động.
- *Tăng khả năng truy vết và cải tiến liên tục:* Các lỗi được phát hiện và lưu trữ có hệ thống (loại lỗi, vị trí, thời gian). Dữ liệu này là nguồn tài nguyên quý giá để phân tích nguyên nhân gốc rễ của các vấn đề chất lượng, xác định xu hướng lỗi, và đưa ra các biện pháp cải tiến quy trình sản xuất một cách khoa học và hiệu quả, góp phần nâng cao chất lượng sản phẩm lâu dài.
- *Tăng năng suất và hiệu quả sản xuất:* Khả năng kiểm tra tốc độ cao giúp duy trì dòng chảy sản xuất liên tục, không bị gián đoạn do khâu kiểm tra. Việc phát hiện lỗi sớm còn giảm lãng phí nguyên vật liệu và chi phí phát sinh do sản phẩm lỗi bị gia công tiếp, thu hồi, hoặc bảo hành.

Mặc dù các lợi ích tiềm năng là rõ ràng, việc triển khai một hệ thống học sâu trong môi trường công nghiệp cũng đi kèm với một số thách thức đáng kể. Theo Boston Consulting Group (BCG), 74% công ty gặp khó khăn trong việc mở rộng giá trị từ AI. Trong đó, 70% vấn đề đến từ con người và quy trình, 20% từ công nghệ và chỉ 10% từ thuật toán. Điều này đòi hỏi sự thay đổi lớn trong tư duy lãnh đạo và cách vận hành doanh nghiệp.

- *Chi phí đầu tư ban đầu cao:* Triển khai một hệ thống AI kiểm tra chất lượng đòi hỏi một khoản đầu tư ban đầu đáng kể. Chi phí này bao gồm mua sắm thiết bị phần cứng chuyên dụng (camera công nghiệp độ phân giải cao, hệ thống chiếu sáng chuẩn xác, thiết bị Edge AI như Jetson, PLC, robot/băng tải

phân loại), phát triển và tích hợp phần mềm, cũng như chi phí đào tạo nhân sự vận hành và bảo trì.

- *Khó khăn khi thay đổi quy trình sản xuất truyền thống:* Việc tích hợp một hệ thống tự động hóa AI vào một dây chuyền sản xuất đã có đòi hỏi sự thay đổi đáng kể trong quy trình làm việc. Điều này không chỉ liên quan đến việc đào tạo lại nhân viên để vận hành và giám sát hệ thống mới, mà còn thay đổi thói quen làm việc và đôi khi là cần cấu trúc lại một phần của dây chuyền. Sự chấp nhận từ phía nhân sự có thể là một thách thức.
- *Vấn đề dữ liệu và bảo mật:* Hệ thống tạo ra một lượng lớn dữ liệu hình ảnh và thông tin về lỗi. Doanh nghiệp cần xây dựng một chiến lược rõ ràng về việc thu thập, lưu trữ, xử lý và quản lý dữ liệu này, đảm bảo tính toàn vẹn và an toàn thông tin trong môi trường sản xuất, đặc biệt là khi dữ liệu được truyền tải qua mạng hoặc lưu trữ trên đám mây.
- *Yêu cầu về chuyên môn kỹ thuật cao:* Việc triển khai và bảo trì một hệ thống AI đòi hỏi đội ngũ kỹ sư có kiến thức sâu rộng về học máy, thị giác máy tính, lập trình và tự động hóa công nghiệp. Việc tìm kiếm và giữ chân nhân tài có thể là một thách thức.

Phân tích này cho thấy rằng, mặc dù hệ thống phát hiện khuyết tật dựa trên YOLOv8 mang lại nhiều lợi ích tiềm năng vượt trội, nhưng việc triển khai thành công đòi hỏi một kế hoạch chi tiết, đầu tư tài chính và kỹ thuật đáng kể, cùng với sự chuẩn bị kỹ lưỡng để đối phó với các thách thức về dữ liệu, môi trường và tích hợp hệ thống.

CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

6.1. Kết luận

Đề tài đã thành công trong việc triển khai và đánh giá một hệ thống phát hiện khuyết tật sản phẩm tự động, sử dụng kiến trúc học sâu YOLOv8, nhằm giải quyết bài toán kiểm tra chất lượng trong môi trường sản xuất công nghiệp. Mục tiêu chính của đề tài là xây dựng một mô hình có khả năng nhận diện và định vị chính xác các loại khuyết tật cụ thể trên các chi tiết sản phẩm, từ đó nâng cao hiệu quả và tính tự động hóa của quy trình kiểm tra.

Các kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm định đã khẳng định năng lực mạnh mẽ của mô hình. Cụ thể, các chỉ số Mean Average Precision (mAP) cao (mAP@0.5 đạt 0.956 và mAP@0.5:0.95 đạt 0.899) minh chứng rằng mô hình có khả năng phát hiện phần lớn các khuyết tật và định vị chúng với độ chính xác vị trí rất cao trên dữ liệu đã được thu thập. Đồng thời, sự cân bằng giữa các chỉ số Precision (88.2%) và Recall (87.5%) cho thấy mô hình đạt được độ tin cậy cao trong việc giảm thiểu cả báo động giả và lỗi bỏ sót trên tập dữ liệu này. Hơn nữa, mô hình còn thể hiện khả năng phân biệt sắc bén giữa các chi tiết đạt chuẩn ("OK") và có khuyết tật ("NOK"), làm tăng tính hữu dụng tiềm năng trong việc phân loại sản phẩm tự động.

Về mặt khoa học, công trình này đã bổ sung bằng chứng thực nghiệm về hiệu quả của kiến trúc YOLOv8 trong ứng dụng phát hiện khuyết tật công nghiệp, đặc biệt là trên tập dữ liệu chuyên biệt về các loại lỗi sản phẩm. Về mặt thực tiễn, mặc dù chưa được triển khai trong môi trường sản xuất thực tế, các kết quả này cho thấy tiềm năng to lớn của mô hình trong việc tự động hóa và nâng cao hiệu quả quy trình kiểm tra chất lượng. Nó hứa hẹn khả năng giảm thiểu sự phụ thuộc vào kiểm tra thủ công, tiết kiệm chi phí vận hành, giảm lãng phí nguyên vật liệu, và góp phần đảm bảo chất lượng sản phẩm đầu ra cao hơn trong ngành sản xuất công nghiệp.

6.2. Hạn chế của đề tài

Mặc dù đạt được những kết quả tích cực trên tập dữ liệu nghiên cứu, đề tài này vẫn còn tồn tại một số hạn chế cần được xem xét và cải thiện, là những yếu tố quan trọng để định hướng cho các công trình trong tương lai nhằm đưa mô hình đến gần hơn với ứng dụng thực tiễn.

Trước tiên, phạm vi nghiên cứu chủ yếu tập trung vào việc xây dựng và đánh giá mô hình trên tập dữ liệu thu thập được, chưa bao gồm việc triển khai và kiểm thử trong môi trường sản xuất thực tế. Do đó, các kết quả về hiệu suất chỉ phản ánh khả năng của mô hình trên dữ liệu đã biết và không hoàn toàn đảm bảo hiệu suất tương tự khi đối mặt với các điều kiện vận hành đa dạng và phức tạp của một dây chuyền sản xuất thực sự.

Thứ hai, tính toàn diện và tính đại diện của tập dữ liệu huấn luyện là một hạn chế đáng kể. Mặc dù đã áp dụng các kỹ thuật tiền xử lý và tăng cường dữ liệu, quy mô và sự đa dạng của tập dữ liệu hiện tại vẫn còn giới hạn, đặc biệt đối với một số loại khuyết tật ít phổ biến. Hơn nữa, tập dữ liệu có thể chưa bao phủ hết tất cả các biến thể về hình thái lỗi, các điều kiện chiếu sáng khác nhau, hoặc các yếu tố môi trường thường gặp trong môi trường sản xuất thực tế. Điều này có thể ảnh hưởng đến khả năng tổng quát hóa của mô hình khi đối mặt với các tình huống chưa từng thấy hoặc các loại nhiễu mới.

Thứ ba, khả năng tổng quát hóa của mô hình cần được đánh giá một cách toàn diện hơn. Mặc dù các chỉ số trên tập này là cao, vẫn tồn tại rủi ro mô hình có thể quá khớp (overfitting) với tập dữ liệu cụ thể đó. Để đánh giá chính xác hơn khả năng ứng dụng trong môi trường thực tiễn, cần tiến hành kiểm thử trên một tập dữ liệu thử nghiệm (test set) hoàn toàn độc lập, lớn hơn, và được thu thập từ đa dạng các điều kiện vận hành thực tế.

Cuối cùng, hạn chế về tài nguyên và công cụ được sử dụng trong quá trình nghiên cứu. Để tối ưu hóa chi phí và đảm bảo tính khả thi trong phạm vi đề tài, đề tài chủ yếu sử dụng các công cụ và nền tảng miễn phí hoặc có tài nguyên hạn chế (ví dụ: Google Colab cho huấn luyện, các công cụ gắn nhãn dữ liệu miễn phí). Mặc dù các công cụ này đã hỗ trợ hiệu quả cho việc phát triển mô hình, chúng có thể không cung cấp đầy đủ các tính năng tối ưu hóa chuyên sâu hoặc khả năng mở rộng như các nền tảng thương mại. Điều này có thể dẫn đến việc chưa khai thác hết tiềm năng tối đa về hiệu suất hoặc tốc độ của mô hình (ví dụ: tối ưu hóa triệt để kiến trúc, sử dụng các kỹ thuật tối ưu phân cứng độc quyền) khi so sánh với các hệ thống được xây dựng trên nền tảng chuyên nghiệp.

6.3. Kiến nghị và hướng nghiên cứu tiếp theo

Dựa trên những kết quả tích cực đã đạt được và các hạn chế đã chỉ ra, đề xuất một số kiến nghị cụ thể cho doanh nghiệp và đồng thời phác thảo các hướng nghiên cứu tiềm năng trong tương lai nhằm nâng cao hơn nữa giá trị khoa học và thực tiễn của đề tài nghiên cứu.

Để hiện thực hóa tiềm năng của hệ thống phát hiện lỗi này trong môi trường công nghiệp, đề tài kiến nghị một số bước quan trọng sau:

- Triển khai thí điểm có kiểm soát: Khuyến nghị doanh nghiệp xem xét việc triển khai thí điểm hệ thống trên một phân đoạn nhỏ của dây chuyền sản xuất. Việc này sẽ cho phép thu thập dữ liệu vận hành thực tế, đánh giá hiệu suất dưới các điều kiện thực tế, và xác định chính xác các điểm cần cải thiện trong quy trình tích hợp và vận hành.
- Đầu tư vào hạ tầng thu thập dữ liệu chất lượng cao: Để tối đa hóa hiệu suất, cần có sự đầu tư vào hệ thống camera công nghiệp chất lượng cao, đồng bộ hóa và lắp đặt tối ưu nhằm thu thập hình ảnh đa dạng từ nhiều góc độ của sản phẩm. Chất lượng và tính đại diện của dữ liệu đầu vào là yếu tố then chốt cho thành công lâu dài.
- Tích hợp chiến lược với hệ thống Quản lý Sản xuất (MES): Để đạt được lợi ích tối đa từ hệ thống tự động, cần tích hợp liền mạch nó vào hệ thống quản lý thực thi sản xuất (MES) hoặc các nền tảng quản lý chất lượng hiện có của doanh nghiệp. Việc này sẽ tự động hóa quá trình ghi nhận lỗi, phân tích dữ liệu, và hỗ trợ ra quyết định kịp thời trong quy trình sản xuất và quản lý chất lượng.
- Hợp tác chuyên môn và chuyển giao công nghệ: Để đẩy nhanh quá trình triển khai và tối ưu hóa hiệu quả, doanh nghiệp nên tìm kiếm sự hợp tác với các đối tác công nghệ chuyên về AI, thị giác máy tính và tự động hóa công nghiệp. Sự hợp tác này sẽ cung cấp kiến thức chuyên sâu về tích hợp hệ thống, tối ưu hóa mô hình, và giải quyết các thách thức kỹ thuật phát sinh.
- Đào tạo và phát triển nguồn nhân lực: Đầu tư vào đào tạo chuyên sâu cho đội ngũ nhân sự hiện có về AI, thị giác máy tính, và phân tích dữ liệu là yếu tố then chốt để khai thác tối đa tiềm năng của hệ thống. Đồng thời, xây dựng một văn hóa đổi

mới và khuyến khích sự thích nghi với công nghệ mới trong tổ chức sẽ giúp vượt qua rào cản về tâm lý và đảm bảo sự chuyển đổi suôn sẻ.

Để khắc phục các hạn chế và mở rộng phạm vi ứng dụng của đề tài, các hướng nghiên cứu sau đây được đề xuất:

- *Mở rộng quy mô và đa dạng hóa tập dữ liệu:* Xây dựng một tập dữ liệu lớn hơn và toàn diện hơn, bao gồm số lượng mẫu phong phú cho tất cả các loại khuyết tật (kể cả những loại hiếm gặp hoặc mới phát sinh). Đồng thời, tập trung thu thập hình ảnh dưới nhiều điều kiện môi trường khác nhau (biến động ánh sáng, nhiễu, góc chụp, vật liệu nền) để nâng cao khả năng tổng quát hóa của mô hình.
- *Nghiên cứu về học bán giám sát:* Để giảm sự phụ thuộc vào dữ liệu gắn nhãn thủ công (vốn tốn kém và mất thời gian), các nghiên cứu trong tương lai có thể khám phá các phương pháp học bán giám sát hoặc học không giám sát. Các phương pháp này cho phép mô hình học hỏi từ một lượng lớn dữ liệu chưa gắn nhãn, hoặc từ dữ liệu có gắn nhãn hạn chế, từ đó tăng cường hiệu quả thu thập và sử dụng dữ liệu.

Nghiên cứu này đã đặt nền móng vững chắc cho việc ứng dụng mô hình AI và học máy trong kiểm tra chất lượng sản phẩm. Với các hướng nghiên cứu và phát triển tiếp theo, tem tin rằng hệ thống này sẽ ngày càng hoàn thiện, đạt được độ tin cậy và hiệu quả cao hơn, đóng góp to lớn vào việc nâng cao năng suất và chất lượng tổng thể trong ngành công nghiệp sản xuất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] FPT Information System, “Xu hướng ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong doanh nghiệp,” FPT IS. [Online]. Available: <https://fpt-is.com/goc-nhin-so/xu-huong-ung-dung-tri-tue-nhan-tao-trong-doanh-nghiep/>
- [2] MTA Vietnam, “Xu hướng ứng dụng AI trong tự động hóa sản xuất công nghiệp,” Jan. 11, 2024. [Online]. Available: <https://mtavietnam.com/2024/01/11/tin-nganh-xu-huong-ung-dung-ai-trong-tu-dong-hoa-san-xuat-cong-nghiep/>
- [3] Garvin, D. A. (1984). What does product quality really mean? *Sloan Management Review*, 26(1), 25-43.
- [4] ISO 9000:2015, *Quality management systems — Fundamentals and vocabulary*. International Organization for Standardization.
- [5] M. H. Nguyễn, “Machine Learning là gì? Nguyên lý và ứng dụng thực tế của học máy,” VNPT AI, Feb. 3, 2025. [Online]. Available: <https://vnptai.io/vi/blog/detail/machine-learning-la-gi.>
- [6] Zhong, X., Zhang, S., & Liu, Y. (2017). Intelligent Manufacturing: AI and ML in Production Systems. *Journal of Industrial Engineering*, 34(2), 245-256.
- [7] Accenture, “Artificial intelligence poised to double annual economic growth rate in 12 developed economies and boost labor productivity by up to 40 percent by 2035, according to new research by Accenture,” Sep. 28, 2016. [Online]. Available: <https://newsroom.accenture.com/news/2016/artificial-intelligence-poised-to-double-annual-economic-growth-rate-in-12-developed-economies-and-boost-labor-productivity-by-up-to-40-percent-by-2035-according-to-new-research-by-accenture.>
- [8] Nelson, L., Thompson, R., & Brooks, A. (2023). Automated Quality Inspection in Manufacturing using Deep Learning. *Journal of Computer Vision and AI*, 40(5), 891-904.
- [9] VINTECOM Quốc tế, “AI trong quản lý chất lượng: Đào tạo, tư vấn AI trong triển khai áp dụng,” <https://www.vintecom.com.vn/gioi-thieu/al-trong-quan-ly-chat-luong-dao-tao-tu-van-ai-trong-trien-khai-a-cd6486.html?lang=vi-VN>.

- [10] Pinto, A. (2020). *AI Case Study: Predictive maintenance at GE*. Retrieved from <https://www.linkedin.com/pulse/ai-case-study-saturday-predictive-maintenance-alastair-ppt6e>.
- [11] Advantech. (2023). *An AI defect detection system for paper jar production*. Retrieved from <https://www.advantech.com/en-us/resources/case-study/an-ai-defect-detection-system-for-paper-jar-production>.
- [12] Databricks. (2023). *Root cause analysis with Causal AI in manufacturing*. Retrieved from <https://www.databricks.com/blog/manufacturing-root-cause-analysis-causal-ai>.
- [13] Wang, Y., Zhang, L., & Li, X. (2020). AI-based process optimization in manufacturing: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 55, 121–132.
- [14] Lee, J., Kao, H.A., & Yang, S. (2021). Service innovation and smart analytics for Industry 4.0 and big data environment. *Procedia CIRP*, 16, 3–8.
- [15] Miner, G. D., Elder, J., Fast, A., Hillard, R. C., & Nisbet, R. (2012). *Practical text mining and statistical analysis for non-structured text data applications*. Academic press.
- [16] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,”¹ in *Advances in Neural Information Processing Systems*,² 2015, pp. 91–99.
- [17] Ultralytics, “YOLOv8 Documentation,” 2023. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/>.
- [18] Keylabs. (2024, January 15). YOLOv8 vs Faster R-CNN: A Comparative Analysis. <https://keylabs.ai/blog/yolov8-vs-faster-r-cnn-a-comparative-analysis/>.
- [19] Zhang, H., Liu, Y., & Wang, J. (2021). *Application of Faster R-CNN for Weld Defect Detection in Smart Manufacturing Systems*. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(6), 1459–1474.
- [20] Nguyen, T. D., & Le, H. M. (2019). *A Comparative Study of CNN-based Methods for Defect Classification in Industrial Products*. *Proceedings of the 2019 International Conference on Automation Science and Engineering*, pp. 88–93.