

TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT
KHOA CƠ - ĐIỆN

HỘI NGHỊ KHOA HỌC TOÀN QUỐC VỀ CƠ KHÍ - ĐIỆN - TỰ ĐỘNG HÓA

*National Conference on Mechanical, Electrical, Automation Engineering
(MEAE2025)*



NHÀ XUẤT BẢN GIAO THÔNG VẬN TẢI

MỤC LỤC

1. Năng lượng tái tạo - Thực trạng và định hướng tương lai.....	1
2. Ứng dụng phương pháp số mô phỏng cogging torque của LSPMSM có xét đến ảnh hưởng của rãnh nghiêng Stato	5
3. Tối ưu hóa tham số bộ điều khiển lực khoan trên máy CNC bằng thuật toán di truyền.....	10
4. Tối ưu hóa tham số bộ điều khiển vị trí trên máy CNC bằng thuật toán di truyền	15
5. Giải pháp xử lý tự động quan trắc độ nghiêng lệch trụ điện gió trên bờ bằng máy toàn đạc không gương	20
6. Ảnh hưởng tổng trở sóng của cột tới quá điện áp sét trên đường dây truyền tải 220 kV ...	27
7. Tối ưu hoá tham số thiết kế trong Ansys Mechanical	35
8. Lắp đặt chống sét van kết hợp với cải thiện hệ thống nối đất nâng cao hiệu quả chống sét cho đường dây trung áp trên không tại Việt Nam	39
9. Tối ưu hóa thông số bộ lọc sóng hài của bộ biến đổi nguồn năng lượng mặt trời công suất nhỏ kết nối với lưới điện hạ áp.....	46
10. Phân tích ứng suất, biến dạng của lõi rèn trong quá trình rèn biên dạng rãnh xoắn.....	52
11. Mạng nơ-ron tích hợp vật lý: tổng quan và ứng dụng trong công nghiệp năng lượng, quốc phòng và hàng không vũ trụ	55
12. Thiết kế bộ điều khiển lqr cho động cơ dc ứng dụng thuật toán tối ưu FA.....	61
13. Nghiên cứu ảnh hưởng của chiều dày lớp đệm và lớp hấp thụ của pin mặt trời màng mỏng $\text{Cu}_2\text{ZnSnS}_4$	68
14. Phát hiện vật thể lạ trên băng tải bằng mô hình học máy	74
15. Nghiên cứu ảnh hưởng độ nghiêng của tấm pin 2 mặt kính đến hiệu suất hệ thống điện mặt trời.....	81
16. Develop a LSTM model to forecast runoff flow in time series.....	85
17. Nghiên cứu đánh giá ảnh hưởng cắt giảm công suất phát đến lcoe của dự án điện gió.....	91
18. Xây dựng phần mềm xây dựng kế hoạch phát điện bằng thuật toán quy hoạch động	97
19. Điều khiển tự động và nhận diện sản phẩm lỗi cho hệ thống chiết rót.....	104

20. Điều khiển Hybrid kết hợp Fuzzy Logic và PID ổn định mức nước bao hơi - công ty cổ phần nhiệt điện Quảng Ninh	111
21. Thiết kế xây dựng mô hình máy xét nghiệm sinh hóa ứng dụng quang phổ kế.....	119
22. Xây dựng hệ thống thu thập và phân tích dữ liệu động học của con lắc vật lý trong thời gian thực phục vụ giáo dục STEM	127
23. Đề xuất một dòng bộ biến đổi DC-DC mới cho các ứng dụng năng lượng tái tạo	131
24. Khử từ do nhiệt trong động cơ điện IPM: tổng quan nghiên cứu và mô phỏng điện – nhiệt	137
25. Thiết kế, chế tạo mạch đo và giám sát tự động điện trở cách điện mạng điện hỗn hợp mô hình hầm lò	142
26. Công nghệ nén H264 và H265 trong hệ thống thông tin vô tuyến	147
27. Điều khiển phân bổ công suất trong microgrid lai ghép DC/AC có tích hợp BESS	151
28. Nghiên cứu ảnh hưởng của chế độ xử lý từ nhiệt lên tích năng lượng từ cực đại $(BH)_{\max}$ của hợp kim từ cứng ALNICUC035TI5NB	161
29. Đánh giá độ chính xác hình học gia công bánh răng trụ răng thẳng bằng phương pháp cắt dây tia lửa điện EDM.....	170
30. Nghiên cứu lựa chọn thông số in và một số giải pháp nâng cao chất lượng sản phẩm trong máy in 3D FDM khổ rộng	175
31. Nghiên cứu các nguyên nhân gây ra rung động trong bơm ly tâm vận tải tro xỉ của nhà máy nhiệt điện và biện pháp khắc phục	180
32. Một số giải pháp cân bằng năng lượng cho tua bin gió có tốc độ gió phù hợp với tốc độ gió thấp tại Việt Nam.....	184
33. Nghiên cứu lực ma sát trong xy lanh khí nén không có cần piston	189
34. Đánh giá mức độ ảnh hưởng của tải trọng động đến khả năng làm việc của chi tiết máy dạng trục và xác định tần số dao động riêng của các chi tiết này.....	192
35. Phương pháp xác định vận tốc dòng khí sau quạt hướng trục.....	196
36. Tính toán, mô phỏng dòng chảy trong phần dẫn dòng máy bơm ly tâm cột nước thấp chạy bằng sức gió, phục vụ bơm nước biển cho sản xuất muối.....	202

37. Thiết kế điều khiển chuyển động đa hướng cho robot tứ sử dụng bánh mecanum trong hệ robot song phương.....	208
38. Nghiên cứu thiết kế bộ bộ theo dõi sức khỏe dựa trên iot và kết hợp dự báo béo phì sử dụng mô hình ANN.....	217
39. Quản lý bãi đỗ xe thông minh ứng dụng trí tuệ nhân tạo	226
40. Tính toán thiết kế giàn chống vượt trước tại khu vực lò chợ cơ giới hóa trong mỏ than hầm lò vùng Quảng Ninh.....	233
41. Cơ sở lý thuyết và quy trình tính toán thiết kế rổ của máy tách nước ly tâm phục vụ cho dây chuyền sàng tuyển than.....	239
42. Ứng dụng bộ lọc Kalman Filter để nâng cao độ chính xác trong giám sát vật thể trên băng tải công nghiệp bằng thị giác máy tính.....	244
43. Lựa chọn thông số chế độ cắt hợp lý khi gia công rotor bơm roots bằng phương pháp cắt dây EDM.....	250
44. Ảnh hưởng của độ cứng đến ổn định hệ truyền động Servo thủy cơ trong hệ thống lái trợ lực thủy lực.....	257

ĐIỀU KHIỂN TỰ ĐỘNG VÀ NHẬN DIỆN SẢN PHẨM LỖI CHO HỆ THỐNG CHIẾT RÓT

Phạm Thị Thanh Loan¹, Phạm Quang Hùng²

¹ Bộ môn Tự động hoá, Trường Đại học Mở-Địa chất (phamthithanhloan@humg.edu.vn)

TÓM TẮT

Trong các dây chuyền sản xuất công nghiệp hiện đại, đặc biệt trong ngành chế biến và đóng gói, hệ thống chiết rót đóng vai trò then chốt trong việc đảm bảo năng suất và chất lượng sản phẩm. Tuy nhiên, sự xuất hiện của các sản phẩm lỗi trong quá trình chiết rót không chỉ làm giảm hiệu quả sản xuất mà còn gây tổn thất về kinh tế và ảnh hưởng đến uy tín của doanh nghiệp. Để giải quyết vấn đề này, bài báo trình bày một phương pháp tiếp cận kết hợp giữa điều khiển tự động và nhận diện thông minh. Mô hình hệ thống chiết rót được thiết kế và vận hành bằng bộ điều khiển logic khả trình (PLC) nhằm đảm bảo tính chính xác và ổn định trong hoạt động. Bộ dữ liệu hình ảnh sản phẩm đầu ra được thu thập và tiền xử lý để phục vụ cho việc huấn luyện mô hình nhận diện sản phẩm lỗi dựa trên kiến trúc YOLO. Nghiên cứu tập trung đánh giá và so sánh hiệu suất của các phiên bản YOLO nhằm xác định cấu trúc tối ưu cho quá trình nhận dạng thời gian thực. Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình đạt độ chính xác cao, tốc độ xử lý nhanh, đáp ứng yêu cầu khắt khe của một hệ thống sản xuất tự động. Việc tích hợp điều khiển PLC với mô hình học máy là một giải pháp khả thi, góp phần nâng cao chất lượng sản phẩm, giảm thiểu lãng phí và hướng tới xây dựng các dây chuyền chiết rót thông minh trong bối cảnh công nghiệp 4.0.

Từ khóa: Vật thể lạ; băng tải; Yolo.

1. Mở đầu

Trong bối cảnh công nghiệp hóa, hiện đại hóa diễn ra mạnh mẽ, các dây chuyền sản xuất tự động ngày càng đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao năng suất, giảm chi phí và đảm bảo chất lượng sản phẩm. Trong đó, hệ thống chiết rót là một trong những khâu then chốt, đặc biệt trong các ngành công nghiệp thực phẩm, đồ uống, dược phẩm và hóa chất. Quá trình chiết rót không chỉ đòi hỏi độ chính xác cao về thể tích, tốc độ mà còn phải đảm bảo tính đồng nhất, vệ sinh và an toàn. Bất kỳ sai sót nào trong khâu này đều có thể dẫn đến sản phẩm lỗi, gây ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng, uy tín thương hiệu và hiệu quả kinh tế của doanh nghiệp.

Tuy nhiên, các hệ thống chiết rót truyền thống vẫn còn đối mặt nhiều thách thức. Một trong những vấn đề nổi bật là sự xuất hiện của các sản phẩm lỗi như chai bị thiếu dung tích, rò rỉ, nắp vặn không đúng quy cách hoặc có dị vật. Những lỗi này thường khó được phát hiện kịp thời bằng phương pháp thủ công, dẫn đến gián đoạn sản xuất và tăng tỷ lệ hàng hỏng. Trước thực trạng đó, việc ứng dụng các công nghệ tiên tiến như điều khiển tự động bằng PLC, thị giác máy tính và học

sâu đang mở ra hướng đi mới cho việc giám sát và đảm bảo chất lượng sản phẩm.

Những năm gần đây, nhiều nghiên cứu đã tập trung vào việc thiết kế hệ thống chiết rót thông minh kết hợp điều khiển tự động và công nghệ nhận diện. Giải pháp điều khiển PLC tích hợp cảm biến để giám sát dung tích chiết rót theo thời gian thực, nhằm nâng cao độ chính xác và giảm thiểu sai số đã được đề xuất [1][2]. Hệ thống được điều khiển thông qua các cảm biến và van điện từ, giúp tự động hóa hoàn toàn quá trình chiết rót và đóng nắp chai. Kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống hoạt động ổn định và hiệu quả, đáp ứng yêu cầu sản xuất công nghiệp.

Thị giác máy tính và các mô hình học sâu như YOLO đã được áp dụng rộng rãi trong lĩnh vực công nghiệp để nhận diện sản phẩm lỗi, từ chai thiếu dung tích, sai nhãn đến phát hiện dị vật trong bao bì. Các phương pháp này cho thấy tiềm năng vượt trội trong việc tự động hóa khâu kiểm tra chất lượng, thay thế hoàn toàn sự phụ thuộc vào công nhân giám sát trực tiếp. Hệ thống phát hiện lỗi bao bì theo thời gian thực dựa trên kỹ thuật học sâu, nhằm tự động phân loại chất lượng sản phẩm trong quá trình đóng gói đã được giới

thiệu. Hệ thống sử dụng mô hình YOLO để phát hiện các vết nứt, rách bao bì và sai lệch hình dạng, với độ chính xác cao và tốc độ xử lý nhanh [2].

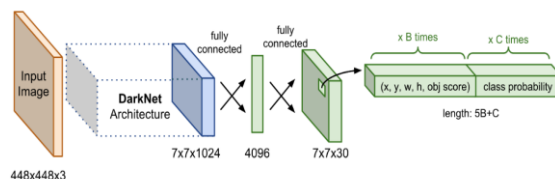
Mô hình YOLOv8 được sử dụng để phát hiện lỗi trên bề mặt sản phẩm trong quá trình sản xuất. Kết quả cho thấy mô hình này có khả năng phát hiện lỗi với độ chính xác cao, đồng thời giảm thiểu thời gian xử lý và chi phí đầu tư phần cứng [3].

Một nghiên cứu đã đề xuất phương pháp tích hợp giữa điều khiển PLC và thị giác máy tính để phát hiện và loại bỏ sản phẩm lỗi trong quá trình chiết rót. Hệ thống sử dụng camera công nghiệp để thu thập hình ảnh sản phẩm, áp dụng mô hình YOLO để phân loại và phát hiện lỗi. Kết quả cho thấy hệ thống hoạt động hiệu quả, giảm thiểu tỷ lệ sản phẩm lỗi và nâng cao chất lượng sản phẩm cuối cùng [4].

Mặc dù đã có nhiều tiến bộ, các nghiên cứu hiện tại vẫn còn một số hạn chế. Đa phần các hệ thống thử nghiệm được phát triển trong quy mô phòng thí nghiệm, chưa phản ánh đầy đủ sự phức tạp trong môi trường sản xuất công nghiệp thực tế như biến đổi ánh sáng, tốc độ dây chuyền cao, đa dạng kiểu dáng và vật liệu chai. Ngoài ra, các mô hình nhận diện truyền thống thường gặp vấn đề về độ chính xác và tốc độ khi triển khai thời gian thực. Do đó, việc nghiên cứu tích hợp hệ thống chiết rót điều khiển PLC với các mô hình học sâu tiên tiến để nhận diện sản phẩm lỗi một cách hiệu quả và ổn định vẫn còn là một hướng đi nhiều tiềm năng.

Bài báo này tập trung vào việc thiết kế và xây dựng hệ thống chiết rót mô hình phần cứng, kết hợp điều khiển tự động bằng PLC với công nghệ nhận diện sản phẩm lỗi dựa trên các kiến trúc YOLO. Thông qua quá trình thu thập, xử lý dữ liệu hình ảnh sản phẩm đầu ra và huấn luyện mô hình, nghiên cứu tiến hành đánh giá, so sánh hiệu suất giữa các phiên bản YOLO nhằm xác định mô hình tối ưu cho ứng dụng trong môi trường công nghiệp. Kết quả nghiên cứu kỳ vọng sẽ đóng góp giải pháp khả thi cho việc nâng cao chất lượng sản phẩm, giảm lãng phí và thúc đẩy tiến trình xây dựng dây chuyền chiết rót thông minh trong bối cảnh Công nghiệp 4.0

2. Tổng quan về YOLO



Hình 1. Kiến trúc mạng YOLO

YOLO (You Only Look Once) là một kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNN) được thiết kế chuyên biệt cho bài toán phát hiện và phân loại đối tượng trong ảnh. Khác với các phương pháp truyền thống thường tiến hành nhiều giai đoạn riêng biệt, YOLO thực hiện quá trình dự đoán trong một lần xử lý duy nhất, bằng cách chia ảnh đầu vào thành các ô lưới, trong đó mỗi ô có trách nhiệm dự đoán sự hiện diện của đối tượng cùng với tọa độ khung giới hạn. Thành phần cốt lõi của mô hình là Darknet, được sử dụng như một mạng trích xuất đặc trưng (backbone). Darknet chuyển đổi ảnh gốc thành một bản đồ đặc trưng (feature map) có độ phân giải thấp hơn nhưng giàu thông tin ngữ nghĩa, phản ánh các đặc điểm quan trọng của vật thể. Các bản đồ đặc trưng này sau đó được chuyển qua những lớp mạng bổ sung nhằm đồng thời xác định nhân lớp và vị trí không gian của các bounding box. Cách tiếp cận này giúp YOLO đạt được sự cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác, mở ra nhiều ứng dụng trong thị giác máy tính thời gian thực. [5]-[9].

Đầu ra của mô hình YOLO là một vector bao gồm các thành phần:

$$y^T = [p_0, (t_x, t_y, t_w, t_h), (p_1, p_2, \dots, p_c)] \quad (1)$$

Trong đó: p_0 : là xác suất dự báo vật thể xuất hiện trong bounding box.

(t_x, t_y, t_w, t_h) : giúp xác định bounding box.

t_x, t_y là tọa độ tâm và t_w, t_h là kích thước rộng, dài của bounding box.

$(p_1, p_2, \dots, p_c)$: véc tơ phân phối xác suất dự báo của các lớp.

Các thông số đánh giá hiệu suất của mô hình YOLO

+) mAP50: trung bình của AP được tính cho tất cả các lớp với IOU threshold 0.5: là.

+) P (Precision): độ chính xác mô hình.

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

TP, FP: số lượng True Positive (dự đoán đúng) và False Positive (dự đoán sai).

+) R (Recall): khả năng tìm thấy các kết quả tích cực.

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

FN: số lượng False Negative (không dự đoán được)

+) F1 score: trung bình điều hòa (Harmonic Mean) của precision và recall. F1 score cao cho thấy cả Precision và Recall đều cao.

Trong quá trình phát triển, các phiên bản YOLO đã liên tục được hoàn thiện nhằm nâng cao hiệu quả xử lý. YOLOv8 là một cột mốc quan trọng với khả năng phát hiện đối tượng ổn định, duy trì sự cân bằng hợp lý giữa tốc độ suy luận và độ chính xác. V8 dễ triển khai, hỗ trợ đa dạng nhiệm vụ và hoạt động tốt trên nhiều nền tảng phần cứng phổ thông. Dù vậy, hạn chế chính của YOLOv8 là độ chính xác chưa thật sự tối ưu, đặc biệt khi xử lý các đối tượng có kích thước nhỏ.

YOLOv9 là một bước nâng cấp quan trọng khi ứng dụng cơ chế Giga-Grid kết hợp với các khối kiến trúc mới, tiêu biểu là GSC-block, nhằm nâng cao độ chính xác trong nhận dạng. V9 có khả năng thích ứng tốt hơn với các tập dữ liệu phức tạp, cải thiện đáng kể hiệu quả phát hiện đối tượng. Tuy nhiên, tốc độ xử lý của YOLOv9 giảm xuống so với các phiên bản trước, đây là hạn chế cần cân nhắc trong các ứng dụng thời gian thực.

YOLOv10 được phát triển với mục tiêu chính là tối ưu hóa hiệu năng và tốc độ, đặc biệt hướng đến khả năng triển khai trên các thiết bị nhúng có tài nguyên hạn chế. V10 có tốc độ suy luận rất cao cùng độ chính xác tốt, đạt được thông qua việc loại bỏ các bước hậu xử lý phức tạp vốn làm chậm quá trình dự đoán. Dù vậy, để mô hình phát huy tối đa hiệu quả trong các tác vụ chuyên biệt, việc tinh chỉnh và tối ưu hóa chi tiết thường trở nên cần thiết, đây được xem là một hạn chế đáng chú ý.

YOLOv11 là thế hệ mới nhất, được xây dựng trên cơ sở kế thừa và phát triển những ưu điểm nổi bật của các phiên bản trước đó. Mô hình này thể hiện khả năng đạt độ chính xác cao, đặc biệt trong các nhiệm vụ phân đoạn và nhận dạng đối tượng đa tỉ lệ, đồng thời tăng cường hiệu quả xử lý nhờ các cải tiến trong kiến trúc. Điểm hạn chế chính của YOLOv11 là nhu cầu tính toán lớn hơn trong quá trình huấn luyện so với các phiên bản trước, song đổi lại nó mang lại hiệu suất vượt trội. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả tiến hành so

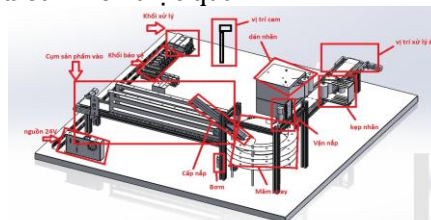
sánh và đánh giá hiệu năng của bốn phiên bản YOLO (YOLOv8, YOLOv9, YOLOv10 và YOLOv11) nhằm xác định cấu trúc phù hợp nhất cho bài toán nhận diện sản phẩm lỗi trong hệ thống chiết rót tự động.

3. Xây dựng hệ thống chiết rót và kiểm tra sản phẩm lỗi tự động

3.1. Thiết kế hệ thống chiết rót

Mô hình được xây dựng với mục tiêu nghiên cứu và đánh giá hiệu quả hoạt động của dây chuyền chiết rót, đồng thời ứng dụng thị giác máy tính để phát hiện lỗi trong quá trình sản xuất. Các chức năng chính bao gồm: tự động hóa điều khiển toàn bộ hệ thống, giám sát hoạt động của băng tải trong thời gian thực thông qua camera kết hợp với xử lý ảnh, cũng như phát hiện sự hiện diện của chai và kiểm tra các lỗi liên quan đến chai, nhãn và nắp ở giai đoạn cuối của dây chuyền.

Hệ thống được thiết kế và triển khai dựa trên bộ điều khiển khả trình PLC S7-1215, đảm nhiệm vai trò điều khiển tự động toàn bộ dây chuyền. Bên cạnh đó, một giao diện giám sát trên máy tính được xây dựng nhằm theo dõi trạng thái hoạt động, hiển thị các tín hiệu cảm biến và cho phép điều khiển trực quan.



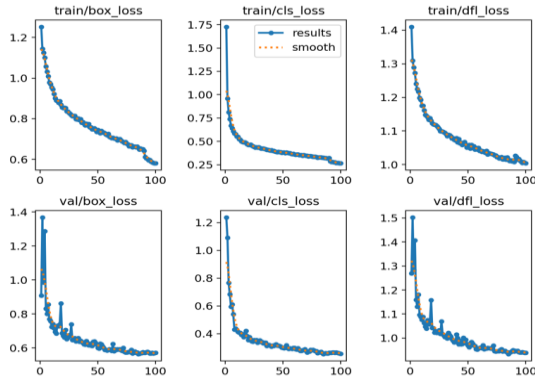
Hình 2. Sơ đồ hệ thống chiết rót

Bảng 1. Thông số thiết bị

TT	Thiết bị	Thông số
1	Băng tải	Dài: 0.5m; rộng 0.15m
		Tải trọng vận chuyển: 1.5-3kg
		Tốc độ: 0.1-0.3 m/s
		Động cơ: DC
2	Camera	Webcam 2K
3	CB quang	Loại NPN khoảng cách tối đa 30cm
4	Chai	Cao 25cm, dung tích 200ml

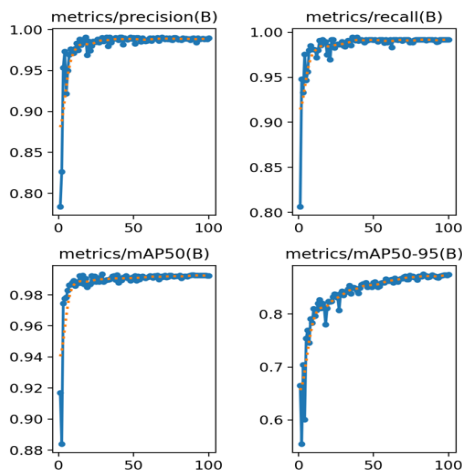


- +) batch size: 16;
- +) learning rate: 0.01
- +) số epoch: 100
- +) Thuật toán tối ưu: AdamW

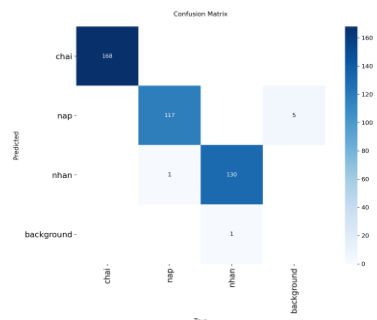


Hình 9. Biểu đồ loss curves

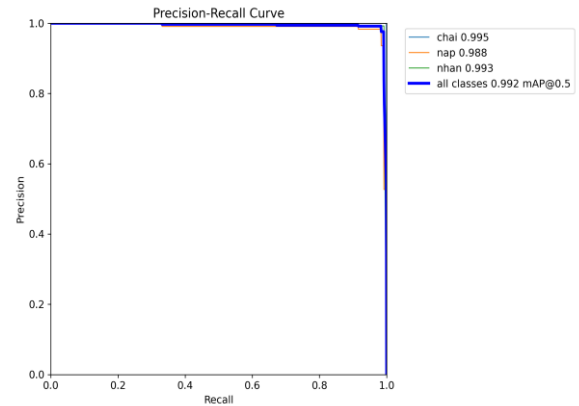
Quá trình huấn luyện được thực hiện trên nền tảng Google Colab với GPU T4 để tăng tốc độ xử lý. Sau mỗi epoch, hiệu năng của mô hình được kiểm tra thông qua các chỉ số đánh giá tiêu chuẩn như precision, recall, mAP@50 và mAP@50-95.



Hình 10. Chỉ số đánh giá hiệu suất mô hình



Hình 11. Hiệu suất phân loại của mô hình



Hình 12. Đường cong Precision-Recall (PR Curve)

Kết quả từ đồ thị loss curves cho thấy các thành phần hàm mất mát (box_loss, cls_loss, df_l_loss) trên cả tập huấn luyện và kiểm định đều giảm dần ổn định theo số epoch. Ở giai đoạn đầu, giá trị loss giảm mạnh, sau khoảng 50 epoch, tốc độ suy giảm chậm lại và tiến gần đến trạng thái hội tụ. Sự đồng nhất giữa đường loss của tập huấn luyện và kiểm định chứng tỏ mô hình không gặp hiện tượng overfitting đáng kể, đồng thời duy trì khả năng khái quát hóa trên dữ liệu chưa thấy. Điều này khẳng định quá trình huấn luyện diễn ra hiệu quả và mô hình đã học được đặc trưng hình ảnh một cách vững chắc.

Kết quả thực nghiệm cho thấy các chỉ số đánh giá như Precision, Recall, mAP@50 và mAP@50-95 tăng nhanh trong những epoch đầu và dần tiến tới trạng thái ổn định sau khoảng 50 epoch

+) Chỉ số Precision đạt mức xấp xỉ 0.98, cho thấy phần lớn các dự đoán của mô hình là chính xác. Điều này đồng nghĩa với việc mô hình hầu như không tạo ra nhiều dự đoán sai (false positives) trong quá trình nhận diện.

+) Recall tiệm cận 0.98, chứng tỏ mô hình có khả năng phát hiện gần như toàn bộ đối tượng trong ảnh, với tỷ lệ bỏ sót rất thấp.

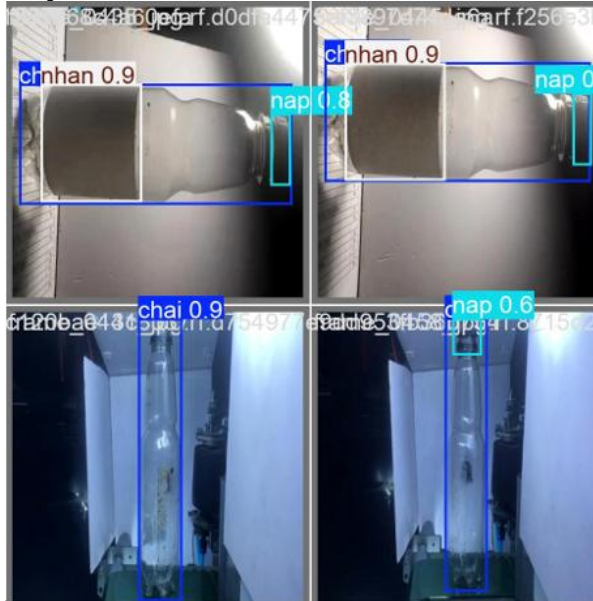
+) mAP50 đạt gần 0.98, chứng minh khả năng nhận diện đối tượng ở ngưỡng IoU 0.5 của mô hình là rất hiệu quả.

+) mAP50-95 đạt khoảng 0.81, cho thấy mô hình duy trì khả năng khái quát hóa tốt và ổn định trên nhiều ngưỡng IoU khác nhau.

Kết quả ma trận nhầm lẫn cho thấy mô hình đạt độ chính xác rất cao trong việc nhận diện các đối tượng:

+) Đường chéo chính (True Positive) có giá trị lớn: chai = 168, nắp = 117, nhân = 130. Điều này chứng tỏ phần lớn các đối tượng được mô hình phân loại đúng.

+) Có 1 mẫu “nhân” bị nhầm thành “nắp”; 1 mẫu “background” bị nhầm thành “nhân”; 5 mẫu “background” bị mô hình dự đoán nhầm thành “nắp”.



Hình 13. Kết quả phát hiện vật thể

+) Lớp background cũng có sai số nhỏ, tuy nhiên tỷ lệ này thấp và không ảnh hưởng nhiều đến hiệu suất tổng thể.

Biểu đồ Precision–Recall cho thấy mô hình đạt hiệu suất rất cao ở tất cả các lớp:

+) Đường cong Precision–Recall bám sát góc trên bên phải, cho thấy mô hình duy trì sự cân

bằng rất tốt giữa khả năng phát hiện đầy đủ (Recall) và độ chính xác dự đoán (Precision)

+) Hiệu suất theo lớp: Chai đạt Precision = 0.995; nắp đạt 0.988; nhân đạt 0.993. Các lớp đều đạt độ chính xác cao với chênh lệch nhỏ.

+) Hiệu suất tổng thể: mAP@0.5 của toàn bộ các lớp đạt ≈ 0.992 , phản ánh khả năng khái quát và độ bao quát của mô hình ở mức xuất sắc.

Kết quả nhận dạng trong hình cho thấy mô hình phát hiện chính xác các đối tượng với độ tin cậy cao: *nhân* (0.9), *nắp* (0.8; 0.6) và *chai* (0.9). Các giá trị này đều vượt ngưỡng 0.5, khẳng định khả năng phân loại ổn định của mô hình trong nhiều điều kiện quan sát.

4. Kết quả và thảo luận

Các mô hình YOLOv8s, YOLOv9s, YOLOv10s và YOLOv11s được huấn luyện trên cùng một bộ dữ liệu của dự án để tiến hành so sánh hiệu năng. Việc đánh giá được thực hiện dựa trên các chỉ số chuẩn như Precision, Recall, mAP@0.5 và mAP@0.5:0.95. Đồng thời, các yếu tố liên quan đến độ phức tạp của mô hình gồm số tham số, FLOPs, dung lượng và tốc độ suy luận (FPS) cũng được phân tích. Cách tiếp cận toàn diện này giúp xác định mô hình tối ưu không chỉ về độ chính xác phát hiện mà còn về khả năng ứng dụng trong môi trường thực tế, nơi yêu cầu cân bằng giữa hiệu suất và tốc độ xử lý theo thời gian thực.

Bảng 3. So sánh hiệu suất các cấu trúc YOLO.

TT	Mô hình	Precision	Recall	mAP0.5	mAP@0.5:0.95	Params(M)	FLOPs(G)	FPS(GPU)
1	YOLOv8n	0.988	0.995	0.992	0.90	11.12	28.4	8.5
2	YOLOv9n	0.969	0.982	0.987	0.835	25.323	102,3	17.7
3	YOLOv10n	0.965	0.964	0.982	0.818	7.2	21.4	5.9
4	YOLOv11n	0.989	0.991	0.992	0.874	2.58	6.3	5.5

Kết quả so sánh hiệu năng của bốn mô hình YOLO (v8 đến v11) trong bảng 3 cho thấy sự khác biệt đáng kể về độ chính xác, độ phức tạp và tốc độ suy luận. Xét về hiệu suất nhận dạng, YOLOv9n đạt Precision = 0.969, Recall = 0.982, mAP@0.5 = 0.987 và mAP@0.5:0.95 = 0.835, cao hơn so với các phiên bản còn lại. Tuy nhiên, để đạt được mức hiệu năng này, YOLOv9n yêu cầu số tham số lớn (25.3M) và FLOPs cao (102.3G), trong khi YOLOv8n chỉ có 11.1M tham số (28.4G

FLOPs) và YOLOv11n nhẹ hơn nhiều với 2.58M tham số (6.3G FLOPs). Điều này cho thấy sự đánh đổi rõ rệt giữa độ chính xác và độ gọn nhẹ của mô hình.

YOLOv9n đạt 17.7 FPS, nhanh hơn YOLOv8n (8.5 FPS) và vượt xa YOLOv11n (5.5 FPS). Kết quả này chứng minh rằng, mặc dù có độ phức tạp cao, YOLOv9n vẫn duy trì khả năng xử lý nhanh trên GPU, phù hợp cho các ứng dụng đòi hỏi vừa

chính xác vừa đảm bảo thời gian thực. Trong khi đó, YOLOv11n tuy không đạt độ chính xác cao bằng nhưng nổi bật nhờ cấu trúc gọn nhẹ, dễ triển khai trong các hệ thống hạn chế tài nguyên.

5. Kết luận

Nghiên cứu này được thực hiện với mục tiêu phát hiện lỗi trong dây chuyền chiết rót bằng phương pháp học sâu. Bộ dữ liệu gồm 1680 ảnh đa dạng đã được xây dựng từ mô hình chiết rót ở quy mô phòng thí nghiệm, phục vụ cho quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình.

Dữ liệu được xử lý trước và tăng cường một cách hệ thống, trong đó các ảnh được chuẩn hóa về kích thước 640×640 pixel và áp dụng các kỹ thuật tăng cường nhằm nâng cao chất lượng, cải thiện khả năng khái quát hóa và hạn chế hiện tượng quá khớp của mô hình học sâu. Tập dữ liệu sau đó được phân chia theo tỷ lệ 80% cho huấn luyện, 10% cho kiểm định và 10% cho kiểm thử.

Các phiên bản YOLO tiên tiến gồm YOLOv8, YOLOv9, YOLOv10 và YOLOv11 được huấn luyện trong cùng điều kiện (batch size = 16, learning rate = 0.01, 100 epoch với bộ tối ưu AdamW). Kết quả cho thấy các đường cong hàm mất mát hội tụ ổn định, không xuất hiện hiện tượng quá khớp đáng kể, đồng thời các chỉ số đánh giá như Precision, Recall và mAP đều tăng nhanh và đạt giá trị cao.

Nghiên cứu này chứng minh tính khả thi và hiệu quả của việc ứng dụng các mô hình YOLO tiên tiến trong hệ thống phát hiện vật thể lạ, qua đó cải thiện mức độ an toàn và hiệu suất vận hành. Đồng thời, kết quả cũng gợi mở tiềm năng tích hợp với robot nhằm hướng tới tự động hóa toàn diện trong các nhà máy thông minh.

Lời cảm ơn

Tác giả bài báo trân trọng cảm ơn Bộ môn Tự động hoá – Trường Đại học Mở địa chất đã hỗ trợ cung cấp thiết bị để xây dựng mô hình.

Đóng góp của các tác giả

Phạm Thị Thanh Loan: Tổng hợp tài liệu, viết báo cáo, phân tích kết quả.

Phạm Quang Hùng: Xây dựng mô hình chiết rót; xây dựng bộ dữ liệu; huấn luyện mô hình.

Tài liệu tham khảo

- [1] Sakib, S. M. N. (2022). Automatic Bottle Filling and Capping using PLC. *Dhaka International University*.
- [2] Vu, T. T. H., Pham, D. L., & Chang, T. W. (2022). A YOLO-based Real-time Packaging Defect Detection System. *Procedia Computer Science*.
- [3] Nikam, D., Chukwuemeke, A., Nigam, A., Nikam, S., & Bhosale, T. (2025). On the application of YOLO-based object detection models to classify and detect defects in laser-directed energy deposition process. *Progress in Additive Manufacturing*
- [4] Kar, S. (2022). PLC Based Faulty Bottle Detection System for Industrial Purpose. *International Journal of Research in Engineering and Science (IJRES)*.
- [5] Howse, J., & Minichino, J. (2020). Learning OpenCV 4 Computer Vision with Python 3 (Third Edition). *Packt Publishing*.
- [6] Prakash, I. V., & Palanivelan, M. (2024). A Study of YOLO (You Only Look Once) to YOLOv8. Trong: *Algorithms in Advanced Artificial Intelligence. CRC Press / Taylor & Francis Group*.
- [7] Haque, M. (2023). Mastering YOLO: Build an Automatic Number Plate Recognition System. *Independently Published*.
- [8] Omar, A. (2023). YOLO Object Detection Explained: Definitive Reference. *Independently Published*.