

ỨNG DỤNG HỌC SÂU ĐỂ PHÂN LOẠI SẢN PHẨM LỖI TRONG SẢN XUẤT LINH KIỆN Ô TÔ ĐIỆN DEEP LEARNING APPLICATION TO CLASSIFICATION OF PRODUCTS IN ELECTRIC CAR ACCESSORIES PRODUCTION

TS. Phí Văn Lâm. TS. Trần Thị Lan
Khoa Điện – Điện tử, Trường Đại học Giao thông vận tải
Email liên hệ: pvlam@utc.edu.vn

Tóm tắt: Trong bộ điều khiển trung tâm của xe điện có sự kết hợp của rất nhiều linh kiện điện tử, việc lắp ráp các linh kiện điện tử được thực hiện bởi rô bốt công nghiệp, và đòi hỏi độ chính xác cao. Bài báo tập trung nghiên cứu ứng dụng học sâu trong việc phân loại các đầu hút linh kiện trong các rô bốt hàn linh kiện điện tử trong dây chuyền sản xuất linh kiện ô tô điện. Tác giả thực hiện việc tính toán thiết kế thuật toán xử lý dữ liệu học sâu dựa trên nền tảng Tensorflow để phân tích các đặc trưng của đầu hút linh kiện từ đó đưa ra các kết luận sản phẩm lỗi hoặc đạt chuẩn. Xây dựng chương trình được thực hiện trên máy tính kết hợp với hệ thống phần cứng rô bốt phân loại sản phẩm đầu hút linh kiện. Kết quả chương trình chạy thử nghiệm đạt xấp xỉ 99.99%, chứng minh phương pháp nghiên cứu tính toán trong thiết kế đều phù hợp và đạt yêu cầu đối với bài toán thực tế đặt ra, đẩy mạnh việc sản xuất nhờ tự động hóa quy trình bằng rô bốt.

Từ khóa: Tensorflow, học sâu trong phân loại sản phẩm, phát hiện sản phẩm lỗi, xử lý ảnh trong phát hiện lỗi.

Abstract: In the central control unit of the electric vehicle, there is a combination of many electronic components, the assembly of electronic components is carried out by industrial robots and requires high precision. The article focuses on researching the application of deep learning in the classification of component suction heads in the welding robots of electronic components in the production line of electric automobile components. The author performs the calculation and design of a deep learning data processing algorithm based on the TensorFlow platform to analyze the characteristics of the component nozzles from which to draw the conclusions of defective or qualified products. Program development is done on the computer combined with the hardware system of the robot to classify the products of the suction nozzle. The results of the test program are approximately 99.99%, proving that the research and calculation methods in the design are suitable and satisfactory for the actual problem posed, promoting the production thanks to automation. robotic process.

Key words: TensorFlow, deep learning in product classification, defective product detection, image processing in error detection.

Ngày nhận bài:

Ngày chấp nhận đăng:

Ngày nhận bài sửa:

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Hiện nay, xe ô tô điện đang được nghiên cứu phát triển và đưa vào sử dụng thực tế rộng rãi nhất là các thành phố lớn như Hà Nội, hay Hồ Chí Minh. Hệ thống mạch điện điều khiển cho ô tô được cấu thành từ rất nhiều linh kiện điện tử, các linh kiện này được lắp ráp lên mạch điện tử thông qua các đầu hút linh kiện của cánh tay rô bốt và được hàn vào đó thông qua hệ thống máy hàn nhiệt. Tuy vậy, việc lựa chọn đầu hút linh kiện được thực hiện tự động tùy vào hình dạng và kích thước của linh kiện cần hàn lên mạch điện. Các đầu hút linh kiện phải được kiểm tra tình trạng tốt xấu đạt chuẩn trước khi được gắn vào cánh tay rô bốt. Do kích thước của đầu hút linh kiện là nhỏ và có loại rất nhỏ, cái mà mắt thường không thể phân biệt được, điều đó dẫn đến việc hút các linh kiện và lắp đặt chúng vào đúng vị trí của mạch điện là không thể hoặc gây ra sai số

cho mạch điện dẫn đến việc chạm chập trong các mạch điện tử, gây hư hại hay cháy nổ cho ô tô điện trong quá trình sử dụng.

Để giải quyết vấn đề này, các dây chuyền sản xuất lắp ráp linh kiện vẫn được tiến hành thông qua kiểm tra của con người trước khi đi vào sản xuất. Tuy nhiên, các sai số kèm tốc độ và độ chính xác của việc lựa chọn các đầu hút linh kiện này vẫn đang còn nhiều hạn chế và rủi ro. Để phân tích, phát hiện, phân loại các đối tượng khác nhau các nhà nghiên cứu đã và đang có những phương pháp nghiên cứu khác nhau để cho ra các kết quả đáng mong đợi trong tất cả các lĩnh vực.

Các phương pháp thủ công cũng được áp dụng trong việc phân tích và phát hiện đối tượng như sử dụng phép quay góc để phát hiện vật thể trong [1]. Các mô hình CNN cũng được áp dụng để phát hiện đối tượng trong các ứng dụng của máy bay không người lái UAV [2]. Hệ thống phát hiện vòi phun nhiên liệu dựa trên thị giác máy với các chi tiết thực tế của nghiên cứu [3-4].

Sử dụng học sâu để theo dõi các đối tượng khác nhau trên nền tảng hệ thống máy tính nhúng được đưa ra nghiên cứu cho các kết quả tin cậy ở nghiên cứu [5]. Ứng dụng để nâng cao độ chính xác của việc tiếp nhiên liệu trên không cho các máy bay tiếp liệu ở nghiên cứu [6]. Các nghiên cứu đánh giá về các bài toán thực nghiệm của học sâu cũng được đề cập đến ở [7]. Trong y tế cũng được áp dụng học sâu để điều khiển động học thuận và nghịch của cánh tay rô bốt 5 bậc tự do trong [8]. Học sâu cho việc phân tích môi trường có nhiều đối tượng ở [9]. Theo dõi và trích xuất số liệu hành vi của những con lợn trong bầy bằng cách sử dụng học sâu cho những kết quả tốt khi thực nghiệm thực tế [10].

YOLO V3 để phân biệt nhiều đối tượng di chuyển trong khung hình đã được nghiên cứu và đưa ra các kết quả đáng tin cậy ở bài báo [11]. Điều hướng máy bay không người lái sử dụng YOLO V3 cũng được áp dụng ở [12].

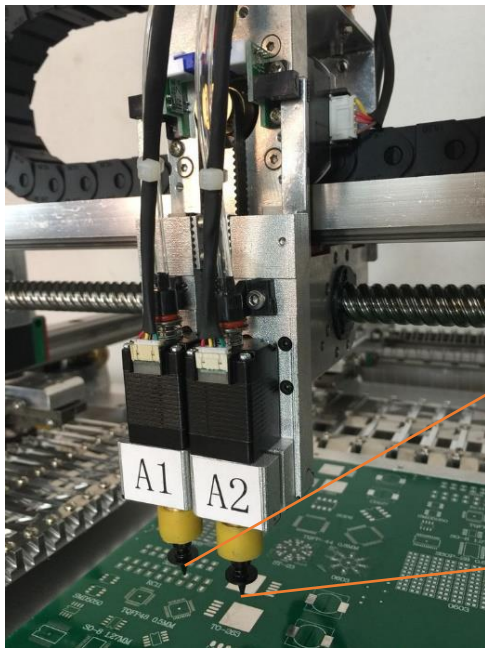
Tensorflow thực hiện phát hiện và phân loại đối tượng theo thời gian thực, để phân loại chất thải bao gồm kim loại, nhựa, giấy và ngăn chứa chất thải chung đã được khai thác ứng dụng trong thùng rác thông minh của nhóm tác giả [13]. Học sâu cũng được nghiên cứu triển khai để tìm và phát hiện đối tượng trong các máy bay không người lái UAV như [14]. Sự kết hợp giữa học sâu và Tensorflow cũng được nghiên cứu nâng cao độ tin cậy cho hệ thống ở [15]. Nâng cao khả năng chuẩn hóa của Tensorflow bằng các sử dụng học máy ở nghiên cứu [16].

Theo đó, đối với các hệ thống cần xử lý thời gian thực và các đối tượng không nằm trong danh sách đối tượng được đào tạo từ trước thì chúng ta có thể sử dụng phương pháp chuyển giao để huấn luyện lại mô hình hoặc kết hợp giữa YOLO và Tensorflow như mô hình Darkflow.

Với các phân tích các mặt được và mất của các phương pháp hiện có cũng như áp dụng thực tế vào bài toán hiện tại, bài báo tập chung nghiên cứu ứng dụng xử lý ảnh và học sâu kết hợp với Tensorflow vào bài toán phân tích sản phẩm lỗi chính là các đầu hút linh kiện trước khi đưa vào rô bốt để vận hành trong dây chuyền lắp ráp mạch điện tử trong sản xuất ô tô điện hiện nay.

Hệ thống được thử nghiệm trên các đầu hút linh kiện chuẩn được lấy từ các nhà máy sản xuất và kiểm nghiệm lại bằng việc xác định độ chính xác từ chính người sử dụng cho thấy các kết quả tính toán đều đạt yêu cầu của bài toán đề ra, đẩy mạnh việc sản xuất nhờ tự động hóa quy trình bằng rô bốt được áp dụng.

2. CẤU TẠO MÁY HÀN LINH KIỆN ĐIỆN TỬ CHO ECU (Electronic Control Unit) VÀ ĐẦU HÚT LINH KIỆN CẦN PHÂN TÍCH



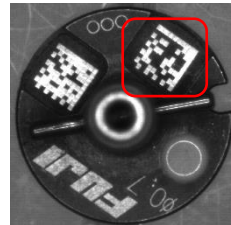
Đầu hút linh kiện 0.8 mm



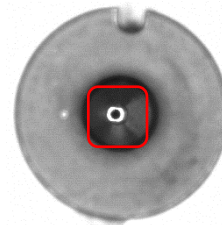
Đầu hút linh kiện 1.0 mm

Hình 1. Máy hàn linh kiện điện tử cho ECU và đầu hút linh kiện.

Máy hàn linh kiện điện tử cho các bo mạch ECU có thể có một hoặc nhiều đầu hút linh kiện với các kích thước khác nhau để đáp ứng được nhu cầu hút được các loại linh kiện có kích thước khác nhau trên bo mạch ECU. Như Hình 1, đầu hút A1 có đường kính ống hút là 0.8 mm để hút các linh kiện nhỏ trong khi đầu hút A2 có đường kính ống hút là 1.0 mm để hút các linh kiện có kích thước lớn hơn. Thêm vào đó, đầu hút A1 có hình dạng trụ tròn có vát hai bên để hàn những linh kiện có khoảng cách gần sát nhau trong khi đầu hút A2 thì có hình dạng trụ tròn không vát.



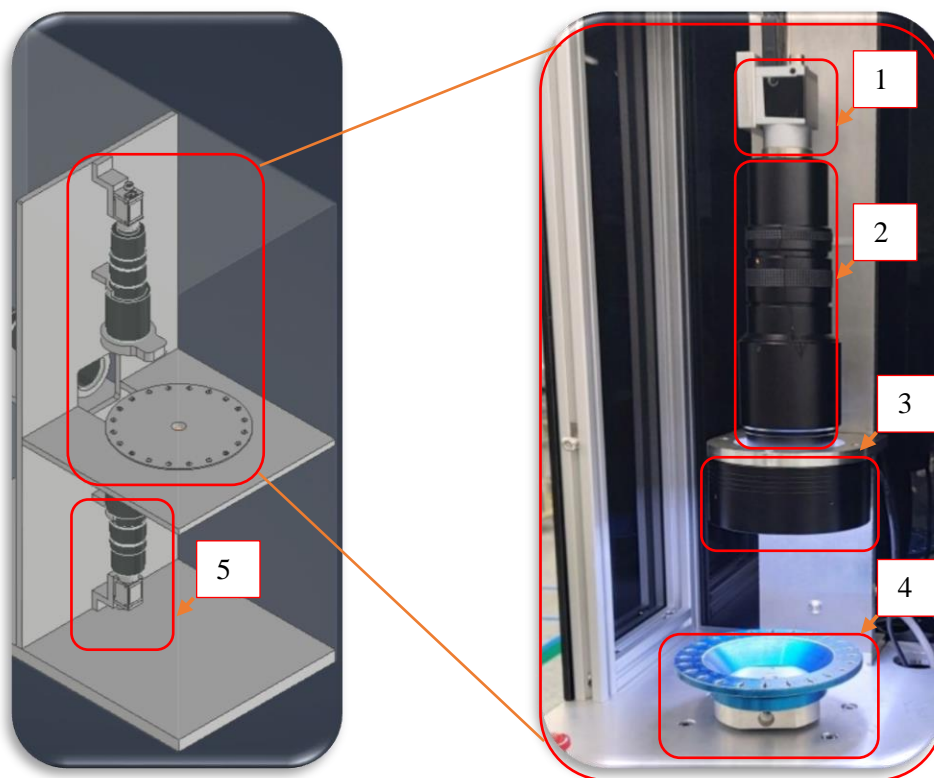
b) Mã QR code ở mặt sau



a) Công nhân phân loại bằng mắt thường c) Hình dạng đầu hút linh kiện ở mặt trước
Hình 2. Công nhân phân loại sản phẩm lỗi thủ công trên màn hình quan sát.

Một đầu hút linh kiện bao gồm hai phần chính cần phân tích và lưu trữ đó là mã QR code thể hiện thứ tự của sản phẩm trong dây chuyền sản xuất (Hình 2.b) và hình dạng cũng như chất lượng đầu hút linh kiện (Hình 2.c). Để lựa chọn được các đầu hút linh kiện tốt và đạt chuẩn, các công ty và nhà máy phải sử dụng công nhân thao tác và phân loại thủ công sử dụng mắt thường và camera số, điều này làm cho năng suất và chất lượng phân loại của nhà máy kém đi rất nhiều.

Hình ảnh đầu hút linh kiện cần phân tích được chụp thông qua camera công nghiệp Basler ACA3800-14um (1), kết hợp với ống kính quang học Zoom 50x (2), đi kèm là đèn Led trợ sáng CG-144HW (3) như trên Hình 3. Các đầu hút linh kiện sẽ được công nhân đặt vào đĩa xoay (4) điều khiển bởi động cơ servo, những đầu hút linh kiện đạt chuẩn hoặc lỗi đều được hệ thống camera (5) đọc mã QR code và lưu vào cơ sở dữ liệu phục vụ công tác quản lý vận hành.



a) Thiết kế tổng thể

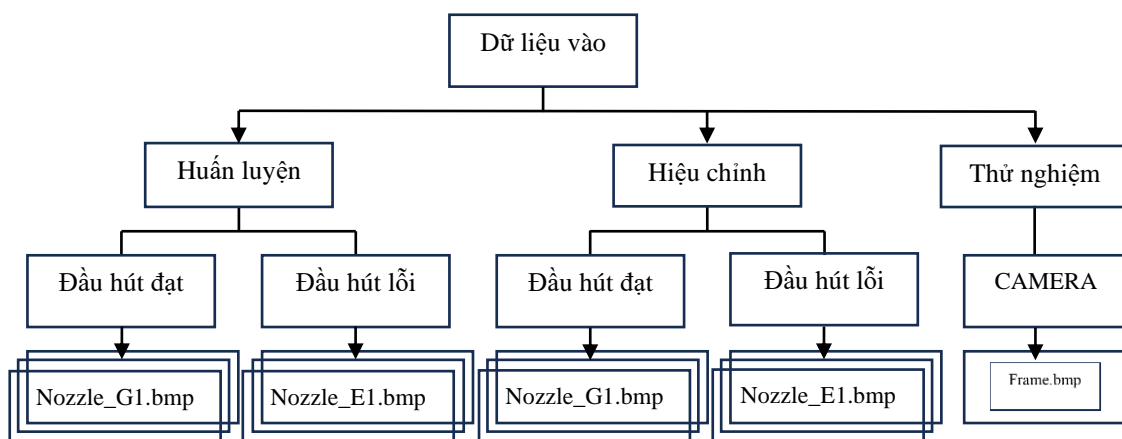
b) Hệ thống camera thực nghiệm

Hình 3. Cấu tạo hệ thống tự động phát hiện lỗi đầu hút linh kiện.

Giải pháp mà bài báo đưa ra nhằm tự động hóa quy trình phân loại sản phẩm đầu hút linh kiện này bằng việc kết hợp xử lý ảnh với học sâu để phân loại được các đầu hút linh kiện kém chất lượng và không đạt chuẩn trước khi đưa ra thị trường hoặc trước khi đưa vào các máy hàn linh kiện cho bo mạch ECU đạt hiệu quả và đảm bảo an toàn cho mạch điện khi sử dụng.

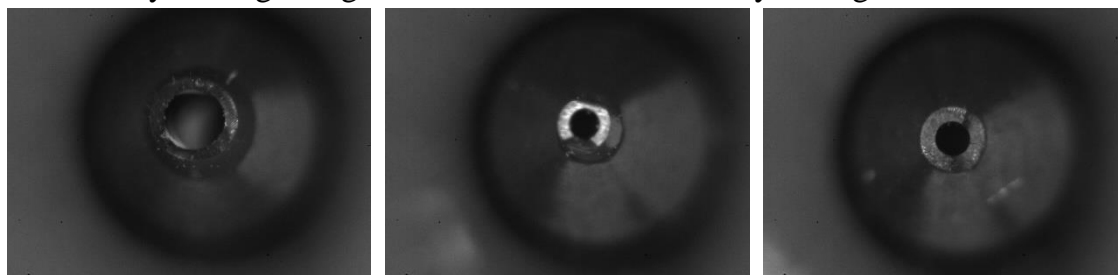
3. TÍNH TOÁN THIẾT KẾ PHẦN MỀM XỬ LÝ ẢNH ỨNG DỤNG MÔ HÌNH TENSORFLOW

Dữ liệu cần phân tích được chia thành hai thư mục chính là dữ liệu được huấn luyện học sâu (Huấn luyện), dữ liệu hợp lệ cho các trường hợp báo lỗi ảo (Hiệu chỉnh). Sau khi dữ liệu được huấn luyện thành công, việc thử nghiệm được thực hiện trực tiếp trên dữ liệu thực lấy từ camera theo thời gian thực (Thử nghiệm) như trên Hình 4.

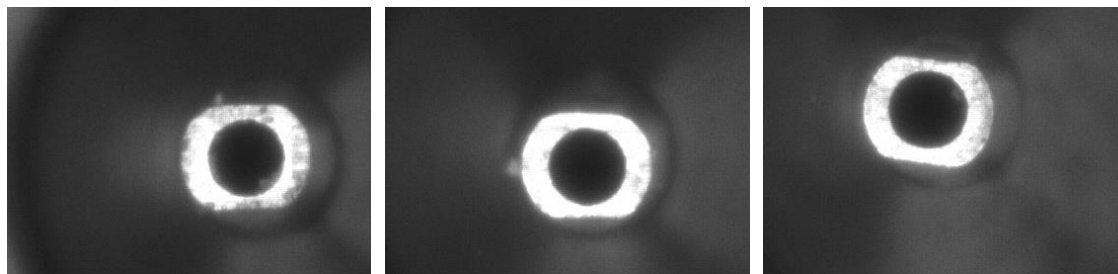


Hình 4. Sơ đồ cấu trúc lưu trữ dữ liệu học sâu.

Trong mỗi thư mục tồn tại hai thư mục con để lưu trữ các ảnh là các đầu hút linh kiện đạt chuẩn (Nozzle_G*.bmp) như Hình 5.b và các đầu hút linh kiện lỗi (Nozzle_E*.bmp) như Hình 5.a, số lượng các ảnh mẫu càng lớn thì kết quả sau khi huấn luyện càng mang lại độ chính xác cao khi chạy thử nghiệm thực tế.

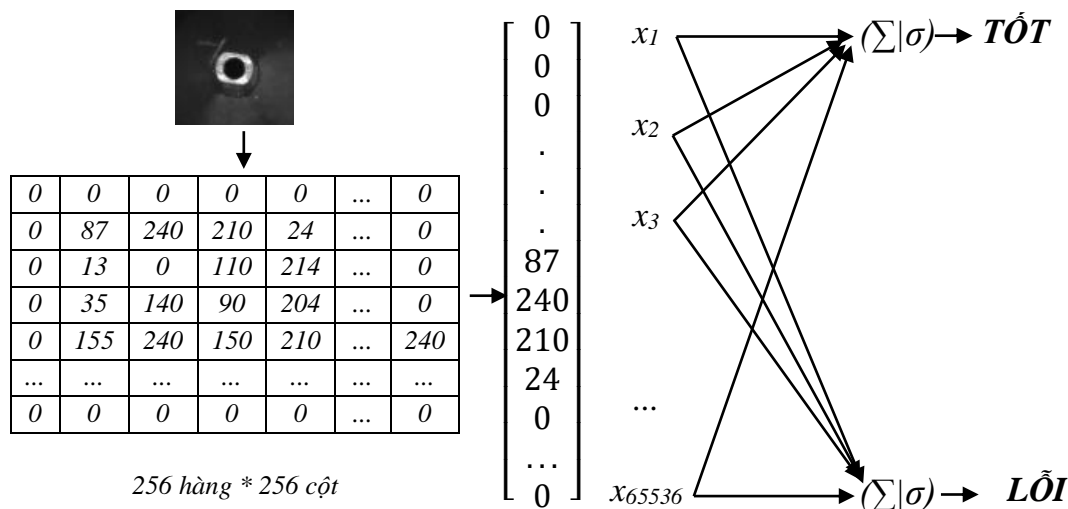


a) Hình ảnh các đầu hút linh kiện lỗi



b) Hình ảnh các đầu hút linh kiện đạt chuẩn

Hình 5. Đầu hút linh kiện cần phân tích.



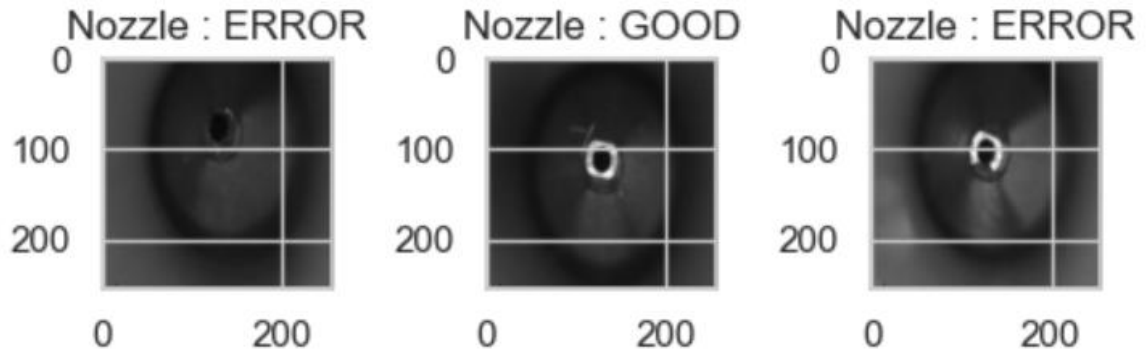
Hình 6. Mô hình TensorFlow cơ bản cho phân tích đầu hút linh kiện tốt và lỗi.

Ứng dụng phát hiện đối tượng TensorFlow cho phép người dùng dễ dàng hoán đổi các kiến trúc và cấu hình mô hình khác nhau, cung cấp một số tùy chọn để tối ưu hóa tốc độ của mô hình phát hiện đối tượng với tập mẫu đơn giản chỉ gồm hai thành phần là lỗi và tốt, độ chính xác của phương pháp được đánh giá tốt hơn hẳn các phương pháp khác như đã đề cập ở mục 1.

Việc phân tích đầu hút linh kiện lỗi hay tốt được thực hiện trên máy tính với cấu hình cơ bản trong môi trường công nghiệp (Corei5-8365U, 8GB RAM, Intel Graphics 620) nên việc phân tích đòi hỏi phải đảm bảo cả về độ chính xác lẫn tốc độ xử lý. Do đó tác giả không sử dụng các lớp ẩn trong mô hình học sâu, mà chỉ sử dụng mô hình cơ bản ứng dụng trong Tensorflow như Hình 6. Thêm vào đó, việc nâng cao chất lượng ma trận ảnh đầu vào (256*256) để nâng cao độ chính xác của việc huấn luyện cũng như chất lượng đầu ra sau huấn luyện của đối tượng cũng được áp dụng trong bài báo. Mô hình được huấn luyện trên thư viện của Tensorflow bằng ngôn ngữ lập trình Python, file kết quả sau huấn luyện được lưu trữ và chạy thử nghiệm thực tế trên VisualStudio với ngôn ngữ lập trình C.

4. THỬ NGHIỆM ĐÁNH GIÁ CHẤT LƯỢNG HỆ THỐNG

Để thử nghiệm chất lượng hệ thống, Tác giả đã thu thập các dữ liệu về hình chất lượng đầu hút linh kiện tốt và xấu (256 bức ảnh). Kết quả phân tích các mẫu ngẫu nhiên sau khi huấn luyện mô hình được thể hiện trên Hình 7, đầu hút linh kiện ở các góc độ chụp khác nhau, cường độ sáng khác nhau đều nhận được kết quả trả về là trùng khớp sau phân tích.

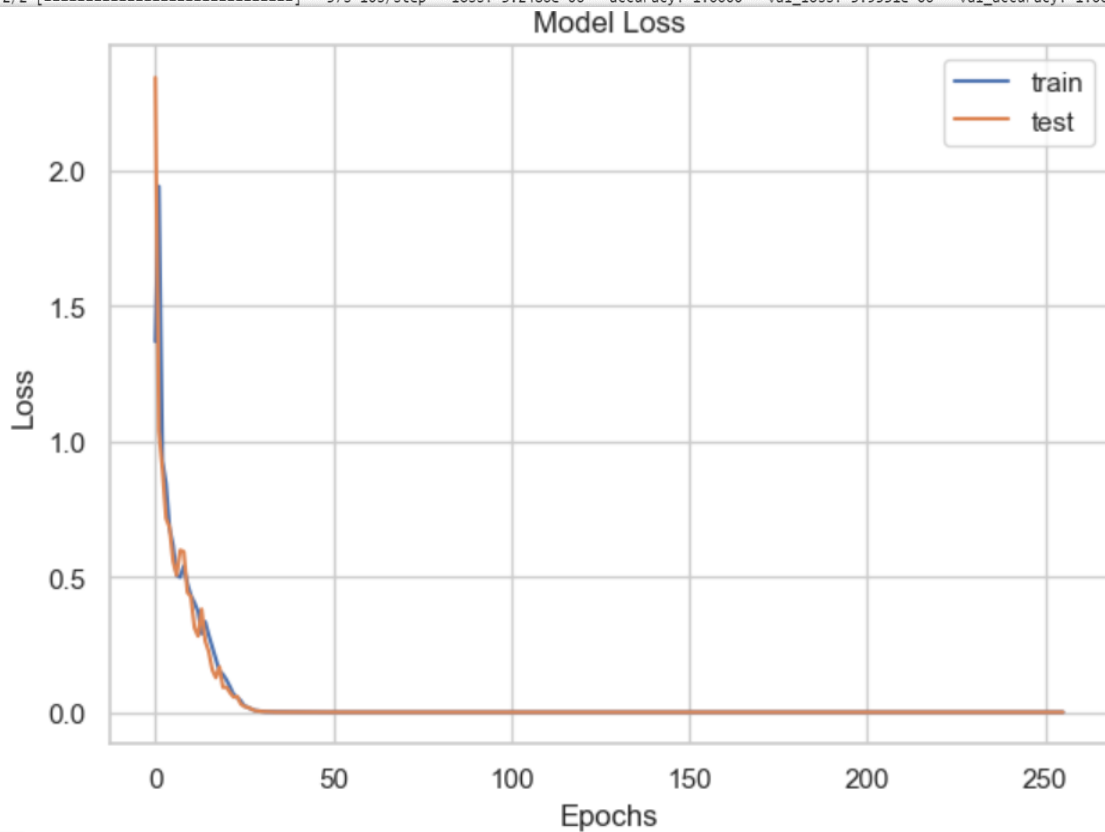


Hình 7. Kết quả thử nghiệm sau khi huấn luyện với 256 mẫu đầu vào.

```

Epoch 250/256
2/2 [=====] - 48s 11s/step - loss: 3.4068e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 4.1501e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 251/256
2/2 [=====] - 42s 11s/step - loss: 3.3791e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 4.1194e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 252/256
2/2 [=====] - 44s 11s/step - loss: 3.3549e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 4.0819e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 253/256
2/2 [=====] - 38s 10s/step - loss: 3.3227e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 4.0559e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 254/256
2/2 [=====] - 37s 10s/step - loss: 3.3014e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 4.0232e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 255/256
2/2 [=====] - 37s 10s/step - loss: 3.2737e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 3.9867e-06 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 256/256
2/2 [=====] - 37s 10s/step - loss: 3.2486e-06 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 3.9531e-06 - val_accuracy: 1.0000

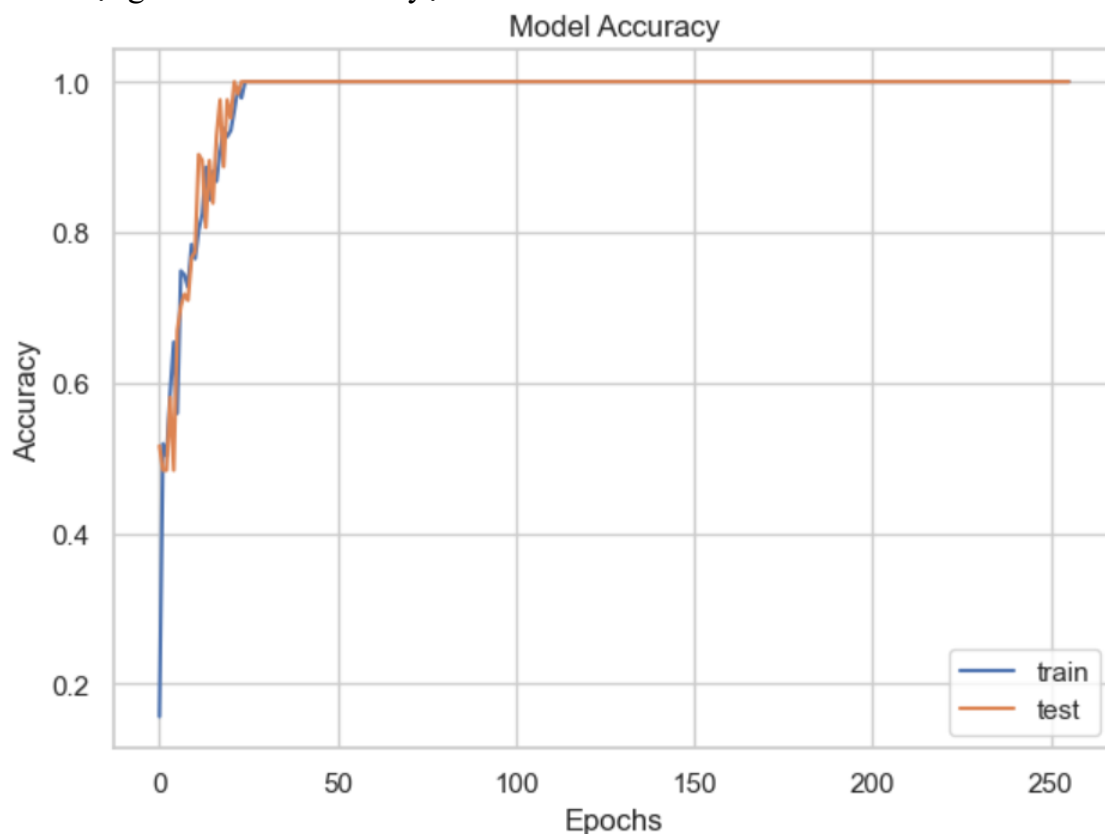
```



Hình 8. Đồ thị biểu diễn độ mất mát của mô hình Tensorflow với 256 mẫu đầu vào.

Kết quả cho thấy hệ số mất mát trong mô hình được thể hiện trên Hình 8 là $3.2486e-6$ (xấp xỉ 0) cho cả huấn luyện và thử nghiệm. Khẳng định sự tin tưởng tuyệt đối vào phương pháp trong việc phân loại đầu hút linh kiện cho bài toán thực tế trong việc tự động hóa dây chuyền sản xuất công nghiệp.

Thêm vào đó, kết quả thể hiện trong Hình 9 với độ chính xác của phương pháp là xấp xỉ 1.0 (99.99%) cho việc phân loại đầu hút linh kiện tốt và không đạt chất lượng ở mô hình huấn luyện.



Hình 9. Đồ thị biểu diễn độ chính xác của mô hình tensorflow với 256 mẫu đầu vào.

Sau khi huấn luyện, kết quả được kiểm chứng bằng hình ảnh chụp theo thời gian thực từ camera Basler với độ chính xác đối với các đầu hút linh kiện được đưa chụp từ camera là xấp xỉ 99.99%. Kết quả không thể đạt tuyệt đối 100% như quan sát do sai số có thể tồn tại ở chính mô hình huấn luyện Tensorflow, do yếu tố chủ quan và khách quan của người vận hành khi chạy hệ thống thực. Tuy vậy, với kết quả thu được trên các mẫu đã được thử nghiệm khẳng định hoàn toàn có thể ứng dụng phương pháp của nghiên cứu trong phân tích và loại bỏ các đầu hút linh kiện lỗi, không đạt chuẩn trong dây chuyền sản xuất và lắp ráp linh kiện cho ngành ô tô điện hiện nay trong và ngoài nước.

3. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, tác giả đề xuất một cách tiếp cận đơn giản và hiệu quả của việc ứng dụng học sâu trong phân loại các đầu hút linh kiện giúp các rô bốt hàn linh kiện điện tử trong dây chuyền sản xuất linh kiện ô tô điện. Tác giả thực hiện việc tính toán thiết kế thuật toán xử lý dữ liệu học sâu dựa trên nền tảng Tensorflow để phân tích các đặc trưng của đầu hút linh kiện từ đó đưa ra các kết luận sản phẩm lỗi hoặc đạt chuẩn theo thời gian thực.

Xây dựng chương trình được thực hiện trên máy tính kết hợp với hệ thống phần cứng rô bốt phân loại sản phẩm đầu hút linh kiện. Kết quả chương trình chạy thử nghiệm trên các mẫu hiện có đạt xấp xỉ 99.99%, chứng minh phương pháp nghiên cứu tính toán trong thiết kế đều phù hợp và đạt yêu cầu đối với bài toán thực tế đặt ra, có thể ứng dụng vào việc sản xuất nhờ tự động hóa quy trình bằng rô bốt.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Giao thông vận tải (ĐH GTVT) trong đề tài mã số T2023-DT-005.

Tài liệu tham khảo

- [1]. *Pengfei Shi, Shongxin Zhao, Xinnan Fan, etc*, Remote Sensing Image Object Detection Based on Angle Classification, IEEE Access (Volume: 9), 24 August 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3107358.
- [2]. *Hsiang-Huang Wu, Zejian Zhou, Ming Feng, etc*, Real-time Single Object Detection on The UAV, 2019 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), June 11-14, 2019, DOI: 10.1109/ICUAS.2019.8797866.
- [3]. *Lingyu Yang, Shuyan Ren, Hailong Duan, etc*, Detection System of Fuel Spray Nozzle Based on Machine Vision, 2020 IEEE 9th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 11-13 December 2020, DOI: 10.1109/ITAIC49862.2020.9339155.
- [4]. *Liu Yuan-yuan, Xu Lin-lin, Wang Yue-yong, etc*, Detection Technology of Plant Protection Equipment Nozzle Based on Machine Vision, 2016 IEEE International Conference on Integrated Circuits and Microsystems (ICICM), 23-25 November 2016, DOI: 10.1109/ICAM.2016.7813628.
- [5]. *Beatriz Blanco-Filgueira, Daniel Garc'ia-Lesta, etc*, Deep Learning-Based Multiple Object Visual Tracking on Embedded System for IoT and Mobile Edge Computing Applications, IEEE Internet of Things Journal (Volume: 6, Issue: 3, June 2019), DOI: 10.1109/JIOT.2019.2902141.
- [6]. *Jorge Alberto Bañuelos Garcia, Ahmad Bani Younes*, Real-time Navigation for Drogue-Type Autonomous Aerial Refueling Using Vision-Based Deep Learning

Detection, Transactions on aerospace and electronic systems, February 2021, DOI:10.1109/TAES.2021.3061807.

[7]. *Murari Mandal, Santosh Kumar Vipparthi*, An Empirical Review of Deep Learning Frameworks for Change Detection: Model Design, Experimental Frameworks, Challenges and Research Needs, IEEE transactions on intelligent transportation systems, DOI: 10.1109/TITS.2021.3077883.

[8]. *Andreas Schmitz, Pierre Berthet-Rayne*, Using Deep-Learning Proximal Policy Optimization to Solve the Inverse Kinematics of Endoscopic Instruments, IEEE Transactions on medical robotics and bionics, vol. 3, no. 1, february 2021, DOI: 10.1109/TMRB.2020.3038536.

[9]. *Xiaokang Zhou, Xuesong Xu, etc*, Deep Learning Enhanced Multi-Target Detection for End-Edge-Cloud Surveillance in Smart IoT , IEEE Internet of Things Journal (Volume: 8, Issue: 16, 15 August 2021), DOI: 10.1109/JIOT.2021.3077449.

[10]. *Jake Cowton, Ilias Kyriazakis, etc*, Automated Individual Pig Localisation, Tracking and Behaviour Metric Extraction Using Deep Learning , IEEE Access (Volume: 7), 05 August 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2933060.

[11]. *Mingxin Jiang, Tao Hai, etc*, Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Multi-Object Tracker, IEEE Access (Volume: 7), 26 February 2019, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2901300.

[12]. *Emre Çintaş, Barış Özyer, etc*, Vision-Based Moving UAV Tracking by Another UAV on Low-Cost Hardware and a New Ground Control Station, IEEE Access (Volume: 8), 23 October 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3033481.

[13]. *Teoh Ji Sheng, Mohammad Shahidul Islam, etc*, An Internet of Things Based Smart Waste Management System Using LoRa And Tensorflow Deep Learning Model, IEEE Access (Volume: 8), 12 August 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3016255.

[14]. *Tinnakorn Keawboontan, Mason Thammawichai*, Toward Real-Time UAV Multi-Target Tracking Using Joint Detection and Tracking, IEEE Access (Volume: 11), 06 June 2023, DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3283411.

[15]. *Saeed S. Alahmari; Dmitry B. Goldgof, etc*, Challenges for the Repeatability of Deep Learning Models, IEEE Access(Volume: 8), 23 November 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3039833.

[16]. *Daniel Sierra-Sosa, Michael Telahun, Adel Elmaghraby*, TensorFlow Quantum: Impacts of Quantum State Preparation on Quantum Machine Learning Performance, IEEE Access(Volume: 8), 26 November 2020, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3040798.