

PHÁT HIỆN LỖI TRÊN LỖI CUỘN DÂY SỬ DỤNG MẠNG NEURON NHÂN TẠO VÀ XỬ LÝ ẢNH

APPLYING IMAGE PROCESSING AND NEURAL NETWORK TO DETECT CORE OF THE COIL

Nguyễn Hữu Long

Trường Cơ khí, Đại học Bách khoa Hà Nội

TÓM TẮT

Hiện nay, kiểm tra tự động bằng xử lý ảnh ngày càng phát triển và có nhiều ứng dụng rộng rãi trong ngành công nghiệp sản xuất linh kiện điện tử, đặc biệt là trong thời kỳ cách mạng công nghiệp 4.0. Trong bài báo này, tác giả đề xuất thuật toán phát hiện lỗi của cuộn dây (coil) ứng dụng xử lý ảnh và mạng nơ-ron DNN Autoencoder. Các kết quả thí nghiệm đạt được trong nghiên cứu chỉ ra phương pháp này, độ chính xác của việc phát hiện lỗi là khoảng 99% và độ lệch tâm thấp hơn 5%.

Từ khóa: Nơ-ron; Cuộn dây; Xử lý ảnh; Lỗi.

ABSTRACT

At present, automatic inspection by image processing is increasingly developed and has wide applications in the industry of manufacturing electronic components, especially in the era of industrial revolution 4.0. In this paper, the author proposes a coil error detection algorithm for image processing and neural network DNN Autoencoder applications. The experimental results obtained in the study indicate that with this method, the accuracy of core detection is about 99% and the eccentricity is less than 5%.

Keywords: Neuron; Coil; Image processing; Defect.

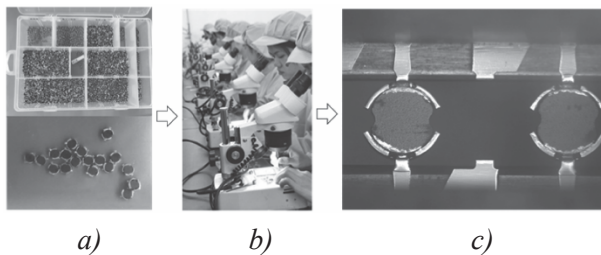
1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ngày nay, trong các nhà máy sản xuất linh kiện điện tử, tự động hóa đo lường kiểm tra tự động ứng dụng ngày càng tăng [1-4]. Trong thời kỳ cách mạng công nghiệp 4.0, tự động hóa kiểm tra linh kiện giúp giải phóng lao động và tăng năng suất, giảm chi phí sản xuất. Trong dây chuyền sản xuất lõi cuộn dây đồng, một hệ thống tự động, bao gồm: Băng tải cấp linh kiện,

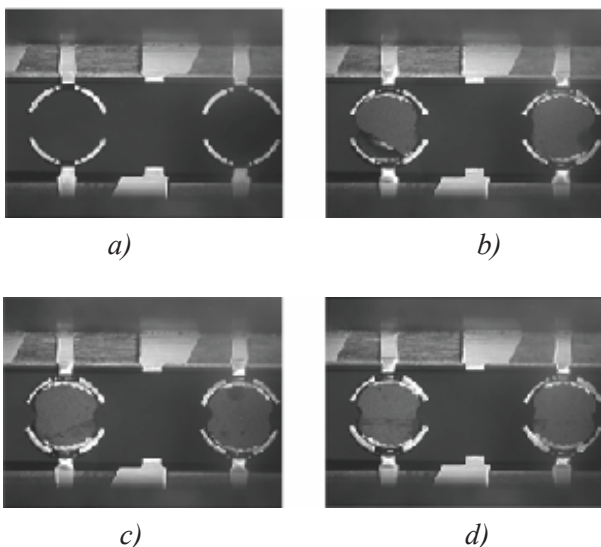
các xi lanh đẩy hoạt động đồng bộ với nhau thông qua các bộ điều khiển. Hệ thống này chạy khoảng 3,5 giờ mỗi phiên và cuộn dây ở đầu ra sẽ được sắp xếp vào khay có nhiều hàng lỗ có hình dạng tương tự như cuộn dây để cố định cuộn dây. Sau đó, con người sẽ dùng kính hiển vi kiểm tra tất cả các cuộn dây để phát hiện sản phẩm đạt (Good-G) hay không đạt (Not Good-NG) bằng mắt thường như chỉ ra trên Hình 1. Với phương pháp này, công việc kiểm tra phụ



thuộc tay nghề, sức khỏe của người công nhân và có thể bỏ sót một số cuộn lỗi khi làm đi làm lại trong thời gian dài, nhân viên sẽ là người giảm thị lực. Để giải quyết vấn đề này, bài báo đề xuất giải pháp xây dựng hệ thống kiểm tra ứng dụng xử lý ảnh, mạng nơ-ron để nâng cao chất lượng kiểm tra cuộn lỗi điện và phân loại lỗi G/NG của cuộn dây trong dây chuyền sản xuất, từ đó đưa ra các kết quả đánh giá tự động dò lỗi cuộn dây, rút lỗi và đánh giá độ lệch tâm, độ sáng, đánh giá các lỗi cơ bản như được chỉ ra trên Hình 2.



Hình 1: Quá trình kiểm tra sản phẩm thủ công:
a) Mẫu; b) Công nhân kiểm tra; c) Kết quả thu được từ kính hiển vi.



Hình 2. Lỗi cuộn dây: a) Không lỗi; b) Lỗi bị lỗi; c) Lỗi bị nứt; d) Lỗi bình thường.

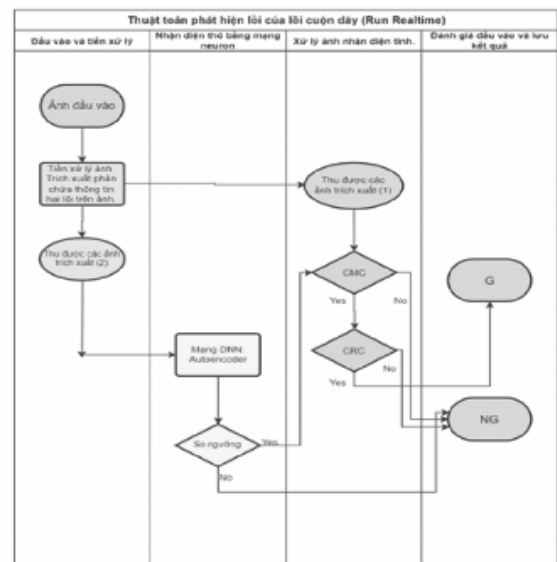
Kết quả thu được từ camera đưa ra với phần ảnh nền (background) không thay đổi khi

thu nhận ảnh nhưng sẽ bị thay đổi sau một thời gian vận hành do hệ lắp đặt Camera và chiếu sáng dạng vòm, dẫn đến hai lỗi không thẳng hàng và lỗi bên phải thiếu sáng và hơi sát vào biên ảnh. Qua thu thập dữ liệu ảnh chụp lỗi có 3 khuyết tật chính: Vỡ lỗi; lỗi bị xoay sai vị trí và thiếu lỗi.

2. THUẬT TOÁN ĐỀ XUẤT

Trong bài báo này, tác giả đề xuất thuật toán xử lý ảnh phát hiện các khuyết tật chính của sản phẩm chỉ ra trên Hình 3, bao gồm 4 bước:

- Bước 1: Tiền xử lý ảnh.
- Bước 2: Phát hiện thô bằng mạng trung lập.
- Bước 3: Phát hiện tinh.
- Bước 4: Đánh giá lại kết quả và lưu dữ liệu.



Hình 3: Sơ đồ thuật toán đề xuất

Trong đó, CMC: Hàm kiểm tra lỗi thiếu lỗi.

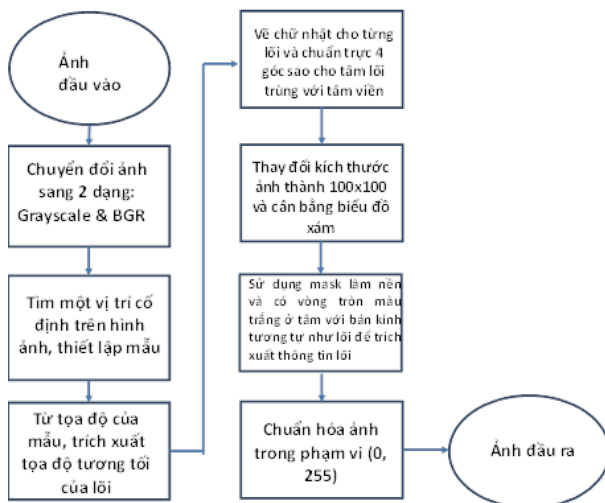
Nguyên lý: Một tập ảnh tương đồng (5.000 ảnh), duyệt ảnh cần xét với bộ ảnh đó và

tìm trung bình bình phương sai khác.

CRC: Hàm kiểm tra lỗi lỗi bị xoay sai vị trí.

Nguyên lý: Dùng phép bitwise_not cho ảnh trích xuất, từ đó, duyệt trên các pixel trong vùng cạnh ảnh, nếu có cường độ vượt quá cường độ nền có thể đánh giá lỗi đã bị lệch. Số lượng pixel sẽ tương ứng với độ lệch.

Từ sơ đồ trên Hình 3, chu trình trích xuất ảnh thực hiện qua các bước tiền xử lý được mô tả trên Hình 4.



Hình 4. Tiền xử lý ảnh đầu vào

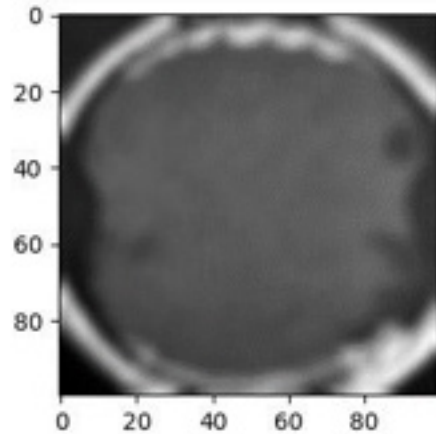
Trong đó:

+ Bước 1: Chuyển và lưu ảnh đầu vào trên các biến (dạng ma trận) với thông tin ảnh màu (BGR) và ảnh xám.

+ Bước 2: Tìm phần cố định ảnh đầu vào. Mục đích là từ phần cố định đó, ta sử dụng làm mẫu để truy xuất ra các cuộn coil chuyển động trên băng truyền liên tục.

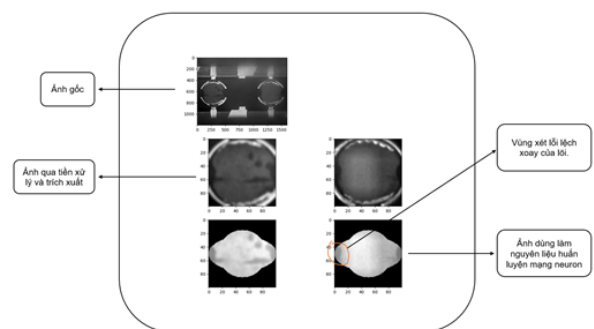
+ Bước 3: Thực hiện đóng khung cuộn

coil đã nhận diện được ở trên. Cắt thông tin cuộn coil ra với dạng hình vuông. Sau đó resize ảnh về kích thước đáp ứng đầu vào mạng Neuron (100x100) như chỉ ra trên Hình 5.



Hình 5. Resize ảnh về kích thước đáp ứng đầu vào mạng Neuron (100x100)

+ Bước 4: Tạo một mặt nạ ảnh để loại bỏ đi các thông tin không cần thiết và thu được phần lỗi cần xử lý. Từ đó, đưa ra các thông tin cần xử lý trên lỗi bao gồm: Kiểm tra sự tồn tại lỗi trên khung hàn, lỗi có bị nứt, vỡ, lỗi có bị xoay lệch. Kết quả sau tiền xử lý ảnh đầu vào chỉ ra trên Hình 6.



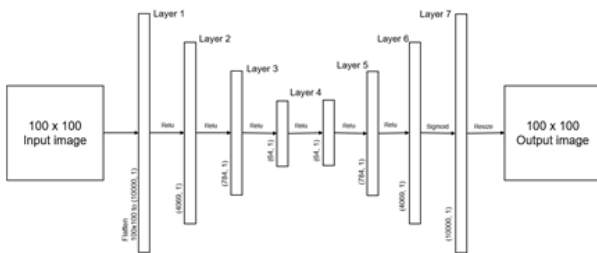
Hình 6. Kết quả sau tiền xử lý ảnh đầu vào

Tiếp theo sử dụng mạng DNN/ Autoencoder [5] để nhận diện lỗi các cuộn (coil). Vì, do có rất nhiều ảnh đạt chất lượng trong khi ảnh sản phẩm lỗi lại ít, không thể đủ

dữ liệu đào tạo cho các mạng nhận tạo khác. Sử dụng mạng Autoencoder: Với nguyên lý ảnh đầu vào và đào tạo tìm các bộ tham số (W, B) để tạo ra ảnh đầu ra là chính nó. Ảnh đầu ra sẽ dần tiến đến giống với ảnh đầu vào và có độ sai khác là alpha(ngưỡng). Từ đó, khi có một ảnh kỳ dị (ảnh chứa sản phẩm lỗi) thì đầu ra sẽ cho một chỉ số vượt ngưỡng so với các ảnh đạt chất lượng đã đào tạo. Độ sai khác alpha cụ thể là sự so sánh giữa hai ma trận ảnh đầu ra và ảnh đầu vào bằng công thức hàm sai số bình phương trung bình:

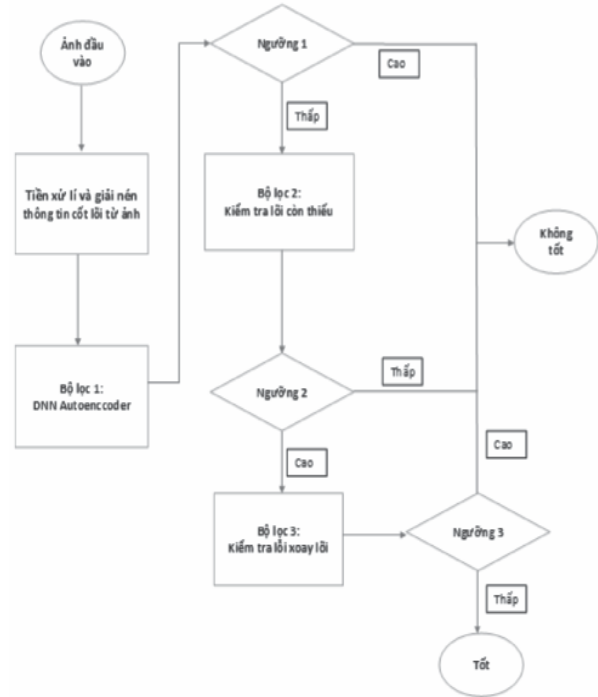
$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2. \quad (1)$$

Thông tin ảnh đầu vào huấn luyện mạng là tập hợp các ảnh đúng, đạt yêu cầu về chất lượng. Khi đó, nếu có ảnh đầu vào sai, không đạt chất lượng yêu cầu sẽ cho sai lệch đầu ra lớn, từ đó, nhận diện ra và loại cuộn (coil) lỗi. Mô tả của mạng:

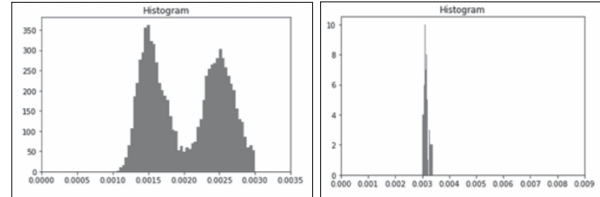


Hình 7. DNN Autoencoder [5]

DNN Autoencoder được chỉ ra trên Hình 7. Kết hợp của hệ thống tự động và dữ liệu từ cảm biến, tỷ lệ lỗi lỗi trên 1.000 lỗi thu được là 1% đến 3%. Kết quả thu được nhiều dữ liệu hình ảnh cốt lõi tốt và dữ liệu không tốt. Vì vậy, sử dụng mạng mã hóa tự động để đào tạo với tất cả dữ liệu tốt và sự khác biệt giữa hình ảnh đầu vào và đầu ra đánh giá bằng hàm sai số bình phương trung bình được đặt làm ngưỡng 1(Threshold1). Các bước so ngưỡng được chỉ ra trên Hình 8.



Hình 8. So sánh ngưỡng

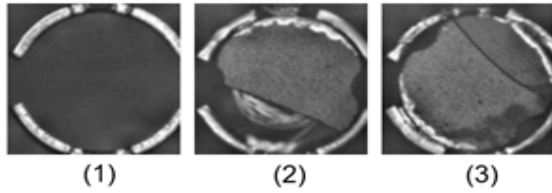


Good (G) Not Good (NG)

Hình 9. Biểu đồ Histogram

3. KẾT QUẢ

Khảo sát dữ liệu trên 10.000 ảnh, qua đó ngưỡng phân biệt khoảng 0.003, với nhận diện ảnh đúng của tập Test 95%, nhận diện ảnh lỗi của tập Test 93%. Chọn ngưỡng Threshold1: 0.015, đây là bộ lọc đầu tiên. Nếu một hình ảnh nhận được sự khác biệt lớn hơn Threshold1 đó là lỗi không tốt và nếu không hình ảnh sẽ chuyển sang bộ lọc tiếp theo. Sau quá trình chụp ảnh và kiểm tra lại kết quả phân cốt lõi có ba loại lỗi chính: thiếu lõi(1); hỏng lõi (2); lõi xoay (3) chỉ ra trên Hình 10.



Hình 10. Hình ảnh các loại lỗi chính

Kết quả thu được sự khác biệt giữa hình ảnh đầu vào ((1), (3)) và hình ảnh đầu ra thấp hơn 0,02 với loại (2) lớn hơn 0,03. Hầu như hình ảnh đầu vào (1) và (3) thấp hơn Threshold1, vì vậy, cần phải tạo thêm hai bộ lọc để phát hiện lỗi.

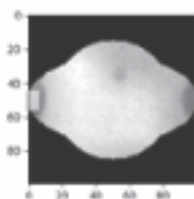
Kiểm tra lỗi bị thiếu:

Chuẩn bị một bộ (CMC) khoảng 5.000 hình ảnh với một số ảnh mà tất cả đều thiếu hình ảnh cốt lõi. Nếu chúng ta cần kiểm tra lỗi bị thiếu của một hình ảnh, hình ảnh đầu vào sẽ được so sánh với từng hình ảnh trong bộ CMC, chúng ta lấy tất cả các khoảng cách Euclidean được chỉ ra trên Hình 11 và sau đó áp dụng công thức MSE để đánh giá sự giống nhau. Nếu hình ảnh có độ tương tự thấp hơn Threshold2, lỗi không tốt và cao hơn sẽ được chuyển sang bộ lọc tiếp theo.



Hình 11. Khoảng cách Euclidean

Kiểm tra lỗi lỗi xoay:



Hình 12. Kết quả kiểm tra lỗi lỗi xoay

Kiểm tra vùng màu vàng của từng lõi. Nếu số lượng pixel (trắng) lớn hơn ngưỡng (Threshold3), đó là lõi không tốt với lõi lõi xoay như chỉ ra trên Hình 12.

4. KẾT LUẬN

Với thuật toán đề xuất, độ chính xác của việc phát hiện lỗi là khoảng 99% và độ lệch tâm thấp hơn 5%. Thử nghiệm 10.000 hình ảnh xáo trộn hình ảnh G và NG và độ chính xác của phát hiện lỗi G/NG là hơn 98%. Cụ thể độ chính xác phát hiện lỗi G: 99,97%; độ chính xác phát hiện lỗi bị hỏng: 97%; độ chính xác phát hiện thiếu lỗi: 99%; độ chính xác phát hiện lỗi quay: 95%. Trong tương lai, hệ thống được kiểm tra đánh giá độ ổn định, từ đó, áp dụng vận hành trong dây chuyền sản xuất thực, đáp ứng nhu cầu tự động hóa kiểm tra sản phẩm linh kiện điện tử. ❖

Ngày nhận bài: 12/5/2023

Ngày phản biện: 02/6/2023

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Wuest T, Weimer D, Irgens C, Thoben K-D (2016); *Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications*. Product Manuf Res 4(1):23–45. <https://doi.org/10.1080/21693277.2016.1192517>.
- [2]. Liu J, Feng T, Fang X, Huang S, Wang J (2019); *An Intelligent Vision System for Detecting Defects in Micro-Armatures for Smartphones*, Applied Sciences.
- [3]. Tao X, Wang Z, Zhang Z, Zhang D, Xu D, Gong X, Zhang L (2018); *Wire Defect Recognition of Spring-Wire Socket Using Multitask Convolutional Neural Networks*. IEEE Transactions, Components, Packaging and Manufacturing Technology vol. 8, no. 4.
- [4]. De Oliveira BCF, Pacheco ALS, Flesch RCC, Demay MB (2016); *Detection of defects in the manufacturing of electric motor stators using vision systems: Electrical connectors*. 12th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON).
- [5]. <http://ufldl.stanford.edu/tutorial/unsupervised/Autoencoders/>