

PHÁT HIỆN KHUYẾT TẬT TRÊN BẢNG MẠCH ĐIỆN TỬ PCB SỬ DỤNG DEEP LEARNING

IMPLEMENTATION OF DEFECT PCB DETECTION USING DEEP LEARNING

Lê Văn Tuyên¹, Đoàn Thị Ngọc Anh¹,
Nguyễn Phi Long¹, Nguyễn Văn Trường^{2,*}

TÓM TẮT

Kiểm tra bảng mạch in (PCB) từ lâu đã trở thành một bước quan trọng trong lĩnh vực sản xuất điện tử để đảm bảo chất lượng và độ tin cậy của sản phẩm, cắt giảm chi phí sản xuất và giảm sản lượng sản xuất. Tuy nhiên, do xu hướng thu nhỏ kích thước linh kiện điện tử là một trở ngại lớn và khó khắc phục nhất vì kích thước cực kỳ nhỏ bé của chúng. Do đó, bài báo này, chúng tôi đề xuất một thuật toán giám sát tự động thời gian thực được đề xuất để kiểm soát chất lượng PCB. Thuật toán này có thể phát hiện những lỗi linh kiện có kích thước rất nhỏ từ 1mm - 3 mm. Tính hiệu quả của thuật toán để xuất được xác minh bằng cách tiến hành các thí nghiệm trên các hình ảnh PCB khác nhau và nó cho thấy rằng thuật toán đề xuất phù hợp để kiểm tra trực quan tự động đối với PCB.

Từ khóa: PCB, phát hiện lỗi PCB, học sâu.

ABSTRACT

Printed circuit board (PCB) testing has long been an important step in electronics manufacturing to ensure product quality and reliability, cut manufacturing costs, and reduce production output. However, due to reducing the size of electronic components, it is a giant obstacle to detect deflection on surface of PCB because of their extremely small component size. Therefore, in this study, we propose a proposed real-time automatic algorithm for PCB quality control. This algorithm can detect tiny component errors with size from 1mm to 3mm. The effectiveness of the proposed algorithm is verified by conducting experiments on different PCB images, and it shows that the proposed algorithm is suitable for automated visual inspection of PCBs.

Keywords: PCB, detect PCB defect, deep learning.

¹Lớp Cơ điện tử 01- K13, Khoa Cơ khí, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

²Khoa Cơ khí, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

*Email: qvtruongcdt@gmail.com

1. GIỚI THIỆU

Bảng mạch in (PCB) đóng một vai trò quan trọng trong hầu hết các thiết bị điện tử hiện đại. PCB là thành phần bắt buộc của bất kỳ thiết bị điện tử nào đã được sử dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau, như ngành y tế, ngành công nghiệp, sản xuất trong nước,... cũng như ứng dụng trong các ngành công nghiệp máy, ô tô, công nghệ chiếu sáng và như thế. Trong quá khứ, lĩnh vực kiểm tra PCB này đã có sự phát triển vượt bậc. Thông thường, phương pháp đối sánh mẫu [1] được sử dụng để phát hiện các khuyết tật trong

PCB. Một phương pháp khác để phát hiện khuyết tật PCB là OPENCV theo sau là phép trừ hình ảnh [2]. Tuy nhiên, cách tiếp cận này [2] sẽ bị ảnh hưởng khi hình ảnh có sự thay đổi về chiều và hướng. Hơn nữa, các thuật toán phát hiện này [1, 2] bị giới hạn ở một loại lỗi cụ thể cũng như không thể phát hiện ra sự thiếu sót của các thành phần nhỏ hơn hoặc thậm chí một số khuyết tật nhỏ nhất định.

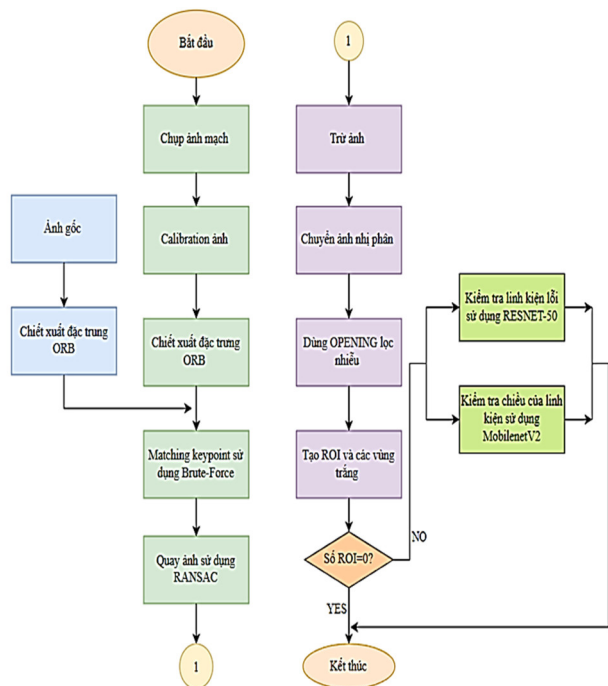
Hầu hết các phương pháp phát hiện mục tiêu là chiết xuất đặt trung kế hợp với sliding window [3] để phát hiện và định vị. Bên cạnh đó có rất nhiều các thuật toán cổ điển hơn như thuật toán HOG [4], thuật toán DPM [5],... Phương pháp đi theo đường dẫn được mô tả trong [6] nhằm phát hiện các khuyết tật thành phần trong các packages có mật độ cao. Tuy nhiên, nó chỉ dành cho những người có mảng lưới bóng. Botero và cộng sự [7] cũng đề xuất kỹ thuật đảo ngược PCB sử dụng chụp cắt lớp vi tính tia X (CT). Tuy nhiên, khung CT tia X đòi hỏi một bước cấu hình tốn thời gian để ước tính chính xác các mặt khác nhau của cấu trúc PCB.

Với sự phát triển của các kỹ thuật học sâu, mạng nơ-ron tích hợp sâu (CNN) đã vượt trội hơn hẳn so với hiện đại trong nhiều nhiệm vụ nhận dạng hình ảnh. So với các phương pháp phát hiện khuyết tật PCB truyền thống, mạng nơ-ron tích tụ sâu nhanh hơn, không có lỗi và chi phí phát hiện thấp [8-12]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất phương pháp được thiết kế bằng cách kết hợp chiết xuất đặc trưng ORB [13], phương pháp đối sánh Brute-force [14,15], thuật toán RANSAC [16] và kiến trúc U-Net [17]. Để biết thêm chi tiết, các tính năng PCB được truy xuất và kết hợp với dữ liệu mẫu dựa trên tính năng ORB. Sau đó, tỷ lệ khớp được điều chỉnh bằng cách sử dụng phương pháp đối sánh Brute-force. Tiếp theo, sự biến đổi hình học của các hình ảnh đầu vào được giải quyết bằng cách hỗ trợ thuật toán RANSAC để xác định vị trí các vùng bị lỗi trên bề mặt PCB. Tiếp theo, mạng ResNet-50 và MobileNetV2 được tích hợp với hệ thống điều khiển để phát hiện các linh kiện thiếu hoặc lỗi và các linh kiện ngược chiều.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Nhìn chung, phương pháp mà chúng tôi đề xuất có ba bước cơ bản. Bước đầu tiên là tiền xử lý. Giai đoạn thứ hai là tìm và tạo lỗi ROI trong PCB. Ở giai đoạn cuối, tất cả các loại

lỗi ROI được tìm thấy trong bước thứ hai được phân loại bằng cách sử dụng thuật toán ResNet-50 và MobileNetV2.



Hình 1. Lưu đồ thuật toán

Hiện nay những camera lỗ kim giá rẻ được sử dụng rộng rãi. Nhược điểm của những camera giá rẻ này là chúng tạo ra nhiều sự biến dạng trong ảnh. Với biến dạng xuyên tâm, nhưng đường thẳng của đối tượng sẽ chuyển thành đường cong trong ảnh. Càng xa tâm ảnh, biến dạng càng lớn. Đầu tiên, các biến dạng được viết dưới dạng các hàm toán học mô tả sự sai lệch về vị của các pixel trong ảnh.

Với radial distortion (biến dạng xuyên tâm)

$$x_{corrected} = x(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \tag{1}$$

$$y_{corrected} = y(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \tag{2}$$

Với rectangle distortion [1]: (biến dạng hình chữ nhật)

$$x_{corrected} = x + [2p_1xy + p_2(r^2 + 2x^2)] \tag{3}$$

$$y_{corrected} = y + [p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2xy] \tag{4}$$

Trong đó:

Distortion coefficients = $(k_1 k_2 p_1 p_2 k_3)$ (hệ số biến dạng)

Bước tiếp theo, hình ảnh kết quả và mẫu PCB được thay đổi thành không gian màu YUV để giảm ảnh hưởng của độ chói. Toàn bộ sự khác biệt của mỗi kênh trong tập dữ liệu YUV này sẽ được tính toán.

$$E = |I_c - T_c| \tag{5}$$

Với: E là toàn bộ giá trị pixel khác biệt

I là một giá trị pixel của hình ảnh đầu vào

T là giá trị pixel của hình ảnh mẫu

Các hình ảnh đầu ra được chuyển đổi thành hình ảnh nhị phân đến các khu vực lỗi segment được gọi là "đốm màu". Tuy nhiên, hiện tượng nhiễu có thể ảnh hưởng tiêu cực đến độ phân giải và chất lượng của kết quả, phương pháp MÖ được sử dụng. OPENING được xây dựng dựa trên hai phương thức tuần tự: Delation và Erosion.

Do đó, tỷ lệ tiếng ồn bị loại bỏ được giảm bớt bằng cách sử dụng ba loại kim hãm với các thông số chi tiết của bolob như được chứng minh trong nhóm bất bình đẳng như sau:

$$\begin{cases} w.h > \text{Thresh}_{\text{area}} \\ \frac{w.h}{s} > \text{Thresh}_{\text{solid}} \\ \frac{w}{h}, \frac{h}{w} > \text{Thresh}_{\text{scale}} \end{cases} \tag{6}$$

Trong đó: w là chiều rộng của đốm màu

h là chiều cao của đốm màu

s là khu vực của đốm màu

Trong bài báo này, mạng RESNET-50 nâng cao được áp dụng với 50 lớp. Như đã đề cập ở trên, có hai mô hình RESNET-50 được tích hợp trong hệ thống được đề xuất. Mô hình đầu tiên được sử dụng để phân loại tên của các thành phần bị thiếu và mô hình thứ hai được sử dụng để kiểm tra hướng của các thành phần. Sự mất mát qua entropy được biểu thị bằng:

$$E(p_t) = -\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^P d_{nkw} \log(p_t) \tag{7}$$

Trong đó: N, K và P lần lượt là kích thước mini-batch, số lớp và số pixel; d_{nkw} là một vectơ one-hot và $d_k = 2$ khi k là một nhãn đúng; p_t là xác suất ước tính của mô hình cho các lớp.

3. KẾT QUẢ

Nhìn chung, nghiên cứu tối ưu hóa bài toán phát hiện thừa, thiếu linh kiện phổ biến trên mạch in thời gian thực sử dụng trí tuệ nhân tạo vào xử lý ảnh. Giao diện thân thiện đưa ra các thông tin chi tiết về tình trạng của mạch sau khi kiểm tra. Hệ thống hoạt động ổn định trong trường hợp đủ sáng với độ chính xác với mạch đúng từ 92% - 95%, với mạch sai từ 90 - 92% và trong trường hợp thiếu sáng thì độ chính xác giảm mạnh khoảng 20 - 30%. Năng suất của hệ thống đạt tối đa là 400 mạch/giờ.

Hướng phát triển tiếp theo của nghiên cứu là cải thiện hệ thống camera để thu được hình ảnh ổn định nhất để có thể phát hiện các lỗi có kích thước nhỏ hơn. Đồng thời, tối ưu hoá chương trình giúp hệ thống vận hành nhanh hơn và nâng cấp cấu hình phần cứng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Crispin A.J., Rankov V., 2007. Automated inspection of PCB components using a genetic algorithm template-matching approach. Int. J. Adv. Manuf. Technol, 35, 293-300.

- [2]. Raihan F., Ce W. PCB, 2017. *Defect Detection USING OPENCV with Image Subtraction Method*. In Proceedings of the 2017 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech), Singapore, 27–29 December, 204–209.
- [3]. Xing Wu, Yuxi Ge, Qingfeng Zhang, Dali Zhang, 2021. *PCB Defect Detection Using Deep Learning Methods*. IEEE 24th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD), 873-874.
- [4]. Mateusz Komorkiewicz, Maciej Kluczewski, Marek Gorgon, 2012. *Floating point HOG implementation for real-time multiple object detection*, 22nd International Conference on Field Programmable Logic and Applications (FPL), 29-31 August, 711-714.
- [5]. Alaa Ali, Magdy A. Bayoumi, 2016. *Towards real-time DPM object detector for driver assistance*, 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 25-28 September, 3842-3846.
- [6]. Jin W., Lin W., Yang X., Gao H., 2017. *Reference-Free Path-Walking Method for Ball Grid Array Inspection in Surface Mounting Machines*. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 64(8), 6310-6318.
- [7]. Botero U.J., Ganji F., Asadizanjani N., Woodard D.L., Forte D., 2020. *Semi-Supervised Automated Layer Identification of X-ray Tomography Imaged PCBs*. IEEE Physical Assurance and Inspection of Electronics (PAINE), 1-6.
- [8]. Zhang Q., Liu H., 2021. *Multi-scale defect detection of printed circuit board based on feature pyramid network*. IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA), 911-914.
- [9]. Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Xiangyu Zhang, Jian Sun, 2016. *Object Detection Networks on Convolutional Feature Maps*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1-9.
- [10]. Bing Hu, Jianhui Wang, 2020. *Detection of PCB Surface Defects With Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network*. IEEE Access, 10 June, 1-14.
- [11]. Adibhatla V.A., Chih H.C., Hsu C.C., Cheng J., Abbod M.F., Shieh J.S., 2020. *Defect Detection in Printed Circuit Boards Using You-Only-Look-Once Convolutional Neural Networks*. Electronics, 9, 1-9.
- [12]. Tsai D., Chou Y., 2020. *Fast and Precise Positioning in PCBs Using Deep Neural Network Regression*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 69(7), 4692-4701.
- [13]. Hu B., Wang J., 2020. *Detection of PCB Surface Defects With Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network*. IEEE Access, 8, 108335-108345.
- [14]. Nguyen V.T., Nguyen A.T., Nguyen V.T., Bui H.A., Nguyen X.T., 2021. *Real-time Target Human Tracking using Camshift and LucasKanade Optical Flow Algorithm*. Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal, 6(2), 907-914.
- [15]. Nguyen V.T., Nguyen A.T., Nguyen V.T., Bui H.A., 2021, *A real-time human tracking system using convolutional neural network and particle filter*. Book Title: Intelligent Systems and Networks, Chapter 50, ICISN, LNNS 243, 411–417.
- [16]. F. Tarsha-Kurdi, T. Landes, P. Crussenmeyer, 2007. *Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from LIDAR data*. ISPRS Workshop on Laser Scanning, pp. 407-412.
- [17]. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox, 2015. *Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signalling Studies*. University of Freiburg, Germany, 18 November.