



(12) BẢN MÔ TẢ SÁNG CHẾ THUỘC BẰNG ĐỘC QUYỀN SÁNG CHẾ

(19) Cộng hòa xã hội chủ nghĩa Việt Nam (VN)
CỤC SỞ HỮU TRÍ TUỆ

(11)



1-0051193

(51)^{2022.01} G06T 7/00; G05B 23/00

(13) B

(21) 1-2023-00962

(22) 17/02/2023

(45) 25/09/2025 450

(43) 25/05/2023 422A

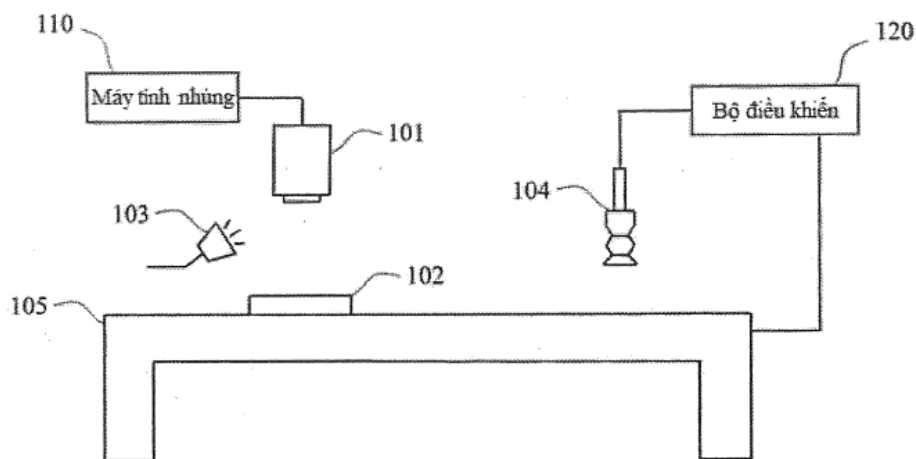
(76) Nguyễn Văn Trường (VN)

Khoa Cơ khí, Trường Đại Học Công nghiệp Hà Nội, Số 298 đường Cầu Diễn, quận
Bắc Từ Liêm, thành phố Hà Nội

(54) HỆ THỐNG KIỂM TRA MẠCH ĐIỆN TỬ ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

(21) 1-2023-00962

(57) Sáng chế đề cập đến hệ thống kiểm tra mạch điện tử, cụ thể hơn là hệ thống kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Hệ thống này bao gồm khối thu nhận và tiền xử lí ảnh để thu nhận và tạo ra ảnh chụp mạch điện tử cần kiểm tra cơ bản là có cùng kích thước và hướng so với ảnh gốc tham chiếu; khối so khớp ảnh để so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc, nếu chỉ số sai khác này là nhỏ thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi, trái lại mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi; khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi có trên mạch điện tử cần kiểm tra. Ảnh chụp mạch điện tử của mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi nêu trên được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi, còn mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi không được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi. Khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo này bao gồm ít nhất là nhiều mô hình khác nhau để dự đoán độc lập theo các nhóm lỗi hoặc các loại lỗi khác nhau, sao cho mỗi mô hình được lựa chọn một cách tối ưu để dự đoán một nhóm lỗi hoặc từng loại lỗi tương ứng để nâng cao độ chính xác của kết quả dự đoán.



Hình 10

Lĩnh vực kỹ thuật được đề cập

Sáng chế đề cập đến hệ thống kiểm tra mạch điện tử, cụ thể hơn là hệ thống kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo.

Tình trạng kỹ thuật của sáng chế

Như đã biết, trong lĩnh vực sản xuất mạch điện tử, việc sử dụng hệ thống kiểm tra linh kiện trên bảng mạch điện tử, cụ thể là để kiểm tra, rà soát các lỗi có thể xảy ra trong quá trình sản xuất mạch điện tử theo yêu cầu, là khá quan trọng. Việc kiểm tra hay rà soát lỗi ở trên bề mặt mạch điện tử hay bảng mạch điện tử theo cách thủ công như bằng mắt, hay một số phương án được đưa ra như phương pháp tìm đường dẫn không tham chiếu (reference-free path-walking method), kỹ thuật kiểm tra mạch điện tử thông qua chụp cắt lớp sử dụng tia X (CT - Computed Tomography) hay đo kiểm tra laze tự động (ALT - Automated Laser Test) có thể được đề xuất trong một số tài liệu trước đó. Nhưng nhìn chung, mỗi phương pháp được đưa ra đều ít nhiều có những hạn chế khác nhau. Phương pháp truyền thống sử dụng mắt người thì không đạt hiệu quả khi phải làm việc với một khối lượng lớn mạch trong một khoảng thời gian dài. Phương pháp tìm đường dẫn không tham chiếu (reference-free path-walking method) chỉ phù hợp với đối tượng vật thể có cấu trúc dạng lưới. Phương pháp chụp cắt lớp sử dụng tia X (CT) cần một quá trình cấu hình phức tạp để ước tính chính xác các mặt riêng biệt của cấu trúc mạch, ngoài ra thì việc căn chỉnh các hình ảnh tham chiếu và dữ liệu thử nghiệm một cách chính xác là hạn chế của phương pháp này khi áp dụng trong thời gian thực. Phương pháp kiểm tra laze tự động (ALT) đặc biệt hữu ích trong việc đánh giá vị trí và số lượng chất hàn. Tuy nhiên, phương pháp ALT đôi khi không chính xác khi xác định linh kiện và vết xước trên mạch điện tử.

Ngoài những phương pháp được nêu ra ở trên thì còn phương pháp kiểm

tra quang học tự động (AOI) cũng được sử dụng một cách phổ biến và nó đã mang lại hiệu quả cao hơn so với những phương pháp khác. Phương pháp kiểm tra quang học tự động (AOI) là kiểm tra trực quan tự động được sử dụng chủ yếu để kiểm tra các khuyết tật trong cụm bảng mạch điện tử (PCB), AOI tự động quét các PCB bằng máy ảnh và phát hiện các lỗi xuất hiện trên bề mặt của bản mạch in. Để làm được việc này thì hệ thống AOI còn ứng dụng công nghệ xử lý ảnh, các mô hình học sâu (deep learning) vào quá trình nhận diện các lỗi có thể xảy ra trên bề mặt bảng mạch in trong quá trình sản xuất.

Một hệ thống kiểm tra quang học tự động (AOI) sử dụng mô hình mạng hồi quy tuyến tính để kiểm tra khuyết tật trên các bề mặt được đề cập đến trong tài liệu công bố đơn sáng chế Mỹ số US 2022/0270234 A1. Trong tài liệu này, tác giả đã thiết kế một hệ thống kiểm tra quang học tự động (AOI) và một phương tiện lưu trữ. Các bộ phận của hệ thống bao gồm: camera quang học và một bộ xử lý. Ảnh sẽ được chụp bởi camera quang học và đưa vào bộ xử lý, tại đây hình ảnh sẽ được phát hiện cạnh và chia ra thành các hình ảnh cạnh, sau đó sẽ tính toán các giá trị lớn nhất, nhỏ nhất và giá trị trung bình của các pixel trong hình ảnh cạnh. Tiếp theo các hình ảnh này sẽ được chia thành các khối theo các đơn vị diện tích và sử dụng một mô hình hồi quy tuyến tính để huấn luyện với đầu vào của mô hình là các giá trị đặc trưng và đầu ra mong muốn.

Đặc điểm của hệ thống nêu trên là có thể nhận diện tốt các lỗi trên bề mặt sản phẩm, sử dụng các mô hình hồi quy tuyến tính đơn giản cho quá trình tính toán, hệ thống được thiết kế tinh gọn với ít bộ phận. Theo thuật toán xử lý ảnh của tài liệu số US 2022/0270234 A1, hình ảnh gốc được chia thành các hình ảnh cạnh và các khối hình ảnh chứa nhiều giá trị đặc trưng được trích xuất có thể giúp cho quá trình nhận diện chính xác hơn. Nhưng nó cũng đồng thời làm tăng khối lượng tính toán của bộ xử lý, qua đó thời gian để nhận diện cho một sản phẩm tăng lên. Tài liệu này cũng chưa đề cập đến các loại lỗi mà hệ thống có thể kiểm tra và phát hiện. Ngoài ra, về phần xử lý để cấp sản phẩm vào cho quá trình kiểm tra cũng chưa được nói đến.

Một hệ thống kiểm tra quang học tự động (AOI) khác sử dụng hệ thống đánh dấu cho các vùng diện tích lỗi trên bảng mạch được đề cập đến trong tài liệu công bố đơn sáng chế Mỹ số US 2003/0043369 A1. Hệ thống này sử dụng một nguồn sáng, một camera quang học và một hệ thống đánh dấu tự động hoặc bán tự động. Đặc điểm của hệ thống này là có thể đánh dấu được các lỗi có trên bề mặt bảng mạch nhưng chưa đề cập một cách cụ thể và chi tiết đến các thuật toán, quá trình xử lý ảnh.

Nói chung, việc ứng dụng các thuật toán để xử lý ảnh có thể thuộc lĩnh vực trí tuệ nhân tạo hoạt động theo nguyên tắc trích xuất đặc trưng của đối tượng từ dữ liệu huấn luyện đầu vào, dựa vào việc học từ các đặc trưng này để có thể đưa ra quyết định đối với các dữ liệu đầu vào mới. Một số phương pháp kinh điển được ứng dụng để nhận diện các đặc trưng của đối tượng như là các đặc trưng Haar, HOG (Histogram of Oriented Gradients). Trong đó, các đặc trưng Haar được dùng để phát hiện vật thể có trong ảnh. HOG được dùng để phát hiện vùng vật thể có trong ảnh. Hai phương pháp này dễ ứng dụng trong các lớp đối tượng đơn giản. Tuy nhiên, khi ứng dụng vào việc phát hiện đối tượng trên bảng mạch điện tử thì có những hạn chế nhất định như: khó phát hiện vật nếu tấm ảnh chứa nhiều vật thể phức tạp và vùng ảnh gần giống nhau; và chưa trích xuất được những đặc trưng cụ thể của một vật.

Một hệ thống kiểm tra lỗi trên mạch điện tử sử dụng các thuật toán xử lý ảnh khác được đề xuất trong bài báo có tiêu đề là “Automated PCB identification and defect-detection system (APIDS)” của tác giả Shams Ur Rehman, trong đó hệ thống này trích xuất đặc trưng ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) nhờ áp dụng thuật toán BruteForce để đối sánh các cặp điểm tương đồng. Hệ thống kiểm tra lỗi này được lập trình trên Matlab với thư viện OpenCV. Độ chính xác theo công bố của mô hình này là 92,3% trong điều kiện tốt nhất. Quá trình kiểm tra lỗi được thực hiện qua việc so sánh hình ảnh chụp được và hình ảnh tham chiếu, nếu có sự khác nhau thì sẽ khoanh vùng và báo lỗi, ngược lại sẽ báo mạch điện tử đúng. Tuy nhiên, hệ thống này chưa định danh được lỗi gặp phải và kiểm tra được vết xước trên mạch điện tử.

Để định danh được loại lỗi xuất hiện trên mạch điện tử, các mô hình học sâu (deep learning) thường được sử dụng, chẳng hạn như các mạng nơ-ron tích chập (CNN - Convolutional Neural Network), các mạng này có chức năng nhận diện, phát hiện các lỗi như thừa/thiếu linh kiện, sai chiều linh kiện hay vết xước có thể xảy ra trên bề mặt mạch in. Một số mô hình CNN được phát triển và sử dụng để nhận diện, phân loại các lỗi đã được ứng dụng trước đây có thể kể đến như kiến trúc AlexNet, mạng YOLO-v2, v.v..

Nhìn chung, các mạng này có thể đáp ứng chức năng nhận diện lỗi ở một mức độ nào đó. Tuy nhiên, độ chính xác để phát hiện các lỗi khác nhau là khác nhau có thể dẫn tới vấn đề về độ tin cậy khi sử dụng một loại mô hình mạng để nhận diện các loại lỗi đa dạng khác nhau hoặc các nhóm lỗi khác nhau. Điều này là dễ hiểu, do đặc trưng của các loại lỗi khác nhau có thể là rất khác nhau, việc sử dụng thuật toán phù hợp để nhận diện đặc trưng của loại lỗi này có thể không thực sự phù hợp để nhận diện đặc trưng của loại lỗi khác sẽ có thể làm giảm tính chính xác dự đoán trên lỗi mà có đặc trưng không được nhận diện phù hợp, và giảm độ tin cậy trong việc kiểm tra mạch điện tử xét về tổng thể.

Để khắc phục vấn đề nêu trên, một số giải pháp đã được đề xuất theo hướng phân tách mô hình dự đoán thành nhiều nhánh trích chọn đặc trưng, và sau đó hợp nhất hoặc kết hợp các đặc trưng này để đưa vào kiến trúc mạng dự đoán phía sau và đưa ra kết quả thống nhất. Ví dụ về các giải pháp như vậy có thể được tham khảo trong các tài liệu công bố đơn sáng chế Trung Quốc số CN114528911A, CN113781485A, tài liệu công bố đơn sáng chế Hàn Quốc số KR20210127068A. Các giải pháp này được cho là có thể giảm thiểu sự bỏ sót các đặc trưng quan trọng được trích chọn để sử dụng cho quá trình dự đoán. Tuy nhiên, các kiến trúc này có thể phức tạp, cần yêu cầu kiến thức chuyên môn sâu, khó khăn trong việc hiệu chỉnh, và khả năng đạt được sự hội tụ khi huấn luyện mạng có thể là một vấn đề cần đặt ra.

Do đó, có nhu cầu về giải pháp kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo, có thể nâng cao sự chính xác và độ tin cậy để dự đoán các loại lỗi đa dạng

khác nhau, không cần yêu cầu kiến thức chuyên môn sâu, và có thể được đơn giản hóa trong quá trình thiết kế và huấn luyện mạng.

Bản chất kỹ thuật của sáng chế

Mục đích của sáng chế là đề xuất hệ thống kiểm tra mạch điện tử, khắc phục được một hoặc một số vấn đề còn tồn tại nêu trên.

Mục đích khác của sáng chế là đề xuất hệ thống kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo, có thể nâng cao sự chính xác và độ tin cậy để dự đoán các loại lỗi đa dạng khác nhau.

Mục đích khác khác của sáng chế là đề xuất hệ thống kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo, không cần yêu cầu kiến thức chuyên môn sâu, và có thể được đơn giản hóa trong quá trình thiết kế và huấn luyện mạng.

Cần hiểu rằng, sáng chế không bị giới hạn ở các mục đích được nêu ra trên đây, mà còn bao gồm các mục đích khác nữa mà có thể được nhận biết bởi người có hiểu biết trung bình về lĩnh vực kỹ thuật tương ứng trong các mô tả dưới đây.

Để đạt được một hoặc một số các vấn đề nêu trên, sáng chế đề xuất hệ thống kiểm tra mạch điện tử bao gồm:

khối thu nhận và tiền xử lý ảnh để thu nhận ảnh chụp mạch điện tử cần kiểm tra, và tiền xử lý ảnh chụp mạch điện tử này để tạo ra ảnh chụp mạch điện tử cơ bản là có cùng kích thước và hướng so với ảnh gốc tham chiếu;

khối so khớp ảnh để so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc và đưa ra chỉ số sai khác giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc,

trong đó ảnh tham chiếu gốc là ảnh tương ứng với (các) mạch điện tử mẫu mà được xác định là không có lỗi được tạo ra trước đó,

nếu chỉ số sai khác này nhỏ hơn hoặc bằng ngưỡng sai khác được xác định trước thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi, trái lại nếu chỉ số sai khác này lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước đã nêu thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi;

khỏi dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi có trên mạch điện tử cần kiểm tra,

trong đó chỉ có ảnh chụp mạch điện tử của mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi nêu trên được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi, còn mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi không được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi,

trong đó khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo bao gồm ít nhất là ba mô hình khác nhau để dự đoán ít nhất là ba nhóm lỗi khác nhau, sao cho mỗi mô hình được lựa chọn một cách tối ưu để dự đoán một nhóm lỗi hoặc từng loại lỗi tương ứng để nâng cao độ chính xác của kết quả dự đoán,

trong đó ít nhất là ba mô hình đã nêu gồm có RESNET-50 để dự đoán nhóm lỗi thứ nhất có ít nhất là lỗi về linh kiện điện tử, Mobilenet V2 để dự đoán nhóm lỗi thứ hai có ít nhất là lỗi sai chiều linh kiện điện tử, và U-net để dự đoán nhóm lỗi thứ ba có ít nhất là lỗi xuất hiện vết xước;

khối hiển thị kết quả để hiển thị kết quả kiểm tra mạch điện tử.

Ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc có thể chỉ tương ứng với một phần được chia nhỏ từ ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử,

khi ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử được xác định là được chia nhỏ thành n phần, thì sẽ có n ảnh tham chiếu gốc và n ảnh chụp mạch điện tử tương ứng.

Theo một phương án, chỉ một hoặc một số trong số n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

Theo một phương án khác, toàn bộ n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

Việc tiền xử lí ảnh có thể bao gồm ít nhất là:

chiết xuất các đặc trưng ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) của ảnh

chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc,

tìm kiếm các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc dựa trên các đặc trưng ORB nhờ áp dụng thuật toán Brute-Force,

quay ảnh chụp mạch điện tử về với đúng kích thước và hướng của ảnh tham chiếu gốc dựa trên các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau nhờ áp dụng thuật toán RANSAC.

Tốt hơn là, kết quả kiểm tra mạch điện tử được hiển thị bao gồm ít nhất là trạng thái có lỗi, trạng thái không có lỗi, và vị trí có lỗi được đánh dấu trên mạch điện tử khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.

Tốt hơn là, khối so khớp ảnh thực hiện so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc nhờ kỹ thuật trừ ảnh kết hợp với chuyển đổi ảnh nhị phân và lọc nhiễu.

Hệ thống nêu trên có thể sử dụng máy tính nhúng để thực hiện chức năng của khối thu nhận và tiền xử lí ảnh, khối so khớp ảnh, và khối dự đoán lỗi.

Ngoài ra, hệ thống nêu trên có thể được trang bị băng tải để vận chuyển mạch điện tử và tay gắp có bộ điều khiển để gắp mạch điện tử ra khỏi băng tải khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.

Mô tả vắn tắt các hình vẽ

Hình 1 đến Hình 3 là các ảnh chụp màn hình thể hiện kết quả dự đoán lỗi về linh kiện điện tử được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng đối sánh giữa hai mô hình mạng RESNET-50 (trái) và YOLO V2 (phải) trong các điều kiện ánh sáng khác nhau;

Hình 4 đến Hình 6 là các ảnh chụp màn hình thể hiện kết quả dự đoán lỗi về sai chiều linh kiện điện tử được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng đối sánh giữa hai mô hình mạng Mobilenet-V2 (trái) và RESNET-50 (phải) trong các điều kiện

ánh sáng khác nhau;

Hình 7 đến Hình 9 là các ảnh chụp màn hình thể hiện là các ảnh chụp màn hình thể hiện kết quả dự đoán lỗi xuất hiện vết xước được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng đối sánh giữa hai mô hình mạng U-net (trái) và YOLO V2 (phải) trong các điều kiện ánh sáng khác nhau;

Hình 10 là hình vẽ giản lược thể hiện tổng quan về hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế;

Hình 11 là lưu đồ thể hiện thuật toán điều khiển của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế; và

Hình 12 là lưu đồ thể hiện thuật toán xử lý ảnh của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế.

Mô tả chi tiết sáng chế

Dưới đây, các ưu điểm, hiệu quả và bản chất của sáng chế có thể được hiểu rõ hơn thông qua việc mô tả chi tiết các phương án ưu tiên thực hiện có dựa vào các hình vẽ kèm theo. Trên các hình vẽ, các số chỉ dẫn giống nhau được dự định để biểu thị các thành phần hoặc chi tiết giống nhau hoặc tương đương và được sử dụng thống nhất trong toàn bộ mô tả, do vậy trên một số các hình vẽ hoặc một số phần trên hình vẽ có thể không xuất hiện một hoặc một số các số chỉ dẫn nhằm mục đích làm cho hình vẽ trở nên đơn giản và thuận tiện trong việc thể hiện các thành phần cấu tạo hoặc nguyên lý hoạt động khác nhau của sáng chế, trong trường hợp như vậy, mối tương quan giữa các thành phần hoặc chi tiết cụ thể với các số chỉ dẫn biểu thị nó có thể được minh họa rõ khi tham chiếu tới các hình vẽ khác hoặc các phần khác trên hình vẽ. Bên cạnh đó, các hình vẽ có thể được thể hiện theo các cách khác nhau với dự định để phác họa khái niệm hoặc nguyên lý theo sáng chế, và do đó các thành phần và chi tiết được thể hiện trên hình vẽ là không theo kích thước và hình dạng thực tế, một số thành phần hoặc chi tiết sẽ được phóng đại lên và có thể được biểu thị bởi các khối giản lược nhằm mục đích minh họa và thuận tiện cho việc mô tả. Vì vậy, cần hiểu rằng các phương án được

mô tả trong phần mô tả chỉ với mục đích làm ví dụ giúp cho việc hiểu rõ hơn về bản chất và các ưu điểm của sáng chế, mà không giới hạn phạm vi của sáng chế theo các phương án được mô tả này.

Nói chung, hệ thống kiểm tra mạch điện tử, hoặc cụ thể hơn là hệ thống kiểm tra mạch điện tử ứng dụng trí tuệ nhân tạo theo sáng chế hướng tới việc sử dụng nhiều hơn một mô hình, trong đó mỗi mô hình được lựa chọn một cách thích hợp/tối ưu để dự đoán một loại lỗi hoặc một nhóm lỗi có tính tương đồng với nhau. Như vậy, tùy thuộc vào số lượng các loại lỗi hoặc các nhóm lỗi cần nhận diện thì số lượng mô hình cũng được đưa ra tương ứng, các mô hình này sẽ được thực thi song song với nhau. Khi các mô hình được thực thi song song với nhau thì thời gian xử lý để nhận dạng hoặc dự đoán các lỗi trên mạch điện tử giảm đáng kể. Mặc dù, việc thực thi song song của các mô hình được cho là có thể cần sử dụng bộ nhớ và bộ xử lý có khả năng tính toán ở mức tương đối mạnh, tuy nhiên với công nghệ bán dẫn và thiết bị tính toán hiện nay, khả năng này có thể được đáp ứng một cách tương đối dễ dàng chỉ với các bộ vi xử lý và linh kiện điện tử liên quan ở mức phổ thông.

Theo một phương án ưu tiên, hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế cơ bản là bao gồm: khối thu nhận và tiền xử lý ảnh, khối so khớp ảnh, khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo, và khối hiển thị kết quả.

Khối thu nhận và tiền xử lý ảnh để thu nhận ảnh chụp mạch điện tử cần kiểm tra, và tiền xử lý ảnh chụp mạch điện tử này để tạo ra ảnh chụp mạch điện tử cơ bản là có cùng kích thước và hướng so với ảnh gốc tham chiếu.

Ở đây, ảnh chụp mạch điện tử có thể là ảnh thể hiện toàn bộ một bề mặt của mạch điện tử hoặc ảnh thể hiện một phần/vùng bề mặt của mạch điện tử. Ảnh thể hiện một phần/vùng bề mặt của mạch điện tử có thể thu được thông qua việc chụp ảnh toàn bộ bề mặt của mạch điện tử, và tách ảnh thu được thành các ảnh nhỏ hơn theo kích thước hoặc các vùng mong muốn, ví dụ chia đôi, chia ba, chia bốn, v.v., nhưng không bị giới hạn ở đó.

Trong thực tế kích thước và mức độ phức tạp của các phần tử trên mạch

điện tử có thể rất đa dạng. Ví dụ, đối với mạch điện tử có kích thước khá lớn với số lượng các phần tử trên mạch điện tử nhiều, một ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử như vậy được cho là sẽ chứa rất nhiều đặc trưng, việc xử lý một ảnh như vậy qua tất cả các khâu xử lý của hệ thống kiểm tra mạch điện tử có thể yêu cầu về cấu hình của bộ xử lý tăng lên. Giải pháp phân chia một ảnh có kích thước lớn thành nhiều ảnh nhỏ hơn được cho là có thể làm giảm yêu cầu về cấu hình của bộ xử lý tại hầu hết các khâu xử lý hoặc tại một số khâu xử lý cụ thể, hay nói cách khác là có thể giảm yêu cầu chung về cấu hình của hệ thống.

Khởi so khớp ảnh để so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc và đưa ra chỉ số sai khác giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc. Ảnh tham chiếu gốc là ảnh tương ứng với (các) mạch điện tử mẫu mà được xác định là không có lỗi được tạo ra trước đó. Mạch điện tử mẫu có thể được xác định là không có lỗi theo nhiều cách khác nhau hoặc sự kết hợp giữa chúng, ví dụ việc kiểm tra bằng mắt, kiểm tra hoạt động, sử dụng các máy đo hoặc các phương pháp chuyên dụng có sẵn, v.v.. Tuy nhiên, sáng chế không bị giới hạn ở đó.

Theo phương án ưu tiên này, khi so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc, nếu chỉ số sai khác nêu trên nhỏ hơn hoặc bằng ngưỡng sai khác được xác định trước thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi, trái lại nếu chỉ số sai khác này lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước đã nêu thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

Hiển nhiên là, khi ảnh chụp mạch điện tử được so khớp là trùng hoàn toàn với ảnh tham chiếu gốc thì mạch điện tử tương ứng của ảnh chụp mạch điện tử này không có lỗi. Tuy nhiên, việc trùng hoàn toàn có thể khó xảy ra do quá trình chụp ảnh thực tế bị ảnh hưởng bởi nhiễu, ánh sáng, v.v., do đó ngưỡng sai khác được xác định trước được đưa ra, và được lựa chọn, ví dụ để đảm bảo tỉ lệ các mạch điện tử có lỗi thật nhưng vẫn có chỉ số sai khác nhỏ hơn ngưỡng sai khác được xác định trước, là nhỏ. Nếu ngưỡng sai khác được xác định trước quá nhỏ có thể dẫn tới các mạch điện tử không có lỗi nhưng có chỉ số sai khác lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước, làm cho việc lọc ra các mạch điện tử không

bị lỗi trở nên kém hiệu quả.

Ngưỡng sai khác được xác định trước có thể được đưa ra theo nhiều cách thức khác nhau, và không bị giới hạn theo cách thức bất kỳ miễn là có khả năng lọc ra các mạch điện tử không bị lỗi với một tỉ lệ lọc sai đáp ứng theo yêu cầu cụ thể nào đó. Một số ví dụ tham khảo để lựa chọn ngưỡng sai khác được xác định trước là dựa trên giá trị các chỉ số sai khác trung bình của nhiều mạch điện tử được xác định là không có lỗi so với (các) mạch điện tử tham chiếu, dựa trên chỉ số sai khác lớn nhất giữa các mạch điện tử được xác định là không có lỗi, dựa trên chỉ số sai khác nhỏ nhất giữa các mạch điện tử được xác định là không có lỗi, hoặc sự kết hợp giữa chúng. Tuy nhiên, sáng chế không bị giới hạn ở đó.

Theo một phương án ưu tiên, khối so khớp ảnh thực hiện so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc nhờ kỹ thuật trừ ảnh kết hợp với chuyển đổi ảnh nhị phân và lọc nhiễu. Trước khi thực hiện việc so khớp ảnh, quá trình tiền xử lí ảnh có thể được thực hiện.

Theo một ví dụ thực hiện cụ thể, việc tiền xử lí ảnh có thể bao gồm ít nhất là: chiết xuất các đặc trưng ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) của ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc, tìm kiếm các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc dựa trên các đặc trưng ORB nhờ áp dụng thuật toán Brute-Force, quay ảnh chụp mạch điện tử về với đúng kích thước và hướng của ảnh tham chiếu gốc dựa trên các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau nhờ áp dụng thuật toán RANSAC. Tuy nhiên, sáng chế không bị giới hạn ở đó.

Khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi có trên mạch điện tử cần kiểm tra. Để giảm thiểu các tác vụ xử lí bởi khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo này, chỉ có ảnh chụp mạch điện tử của mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi nêu trên được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi, còn mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi không được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi. Theo cách này, mặc dù toàn bộ các mạch điện tử được kiểm tra để

phát hiện lỗi, ví dụ thông qua việc so khớp ảnh, nhưng chỉ một tỉ lệ nhất định các mạch điện tử cần được tăng cường kiểm tra thông qua việc xử lý bởi khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo, điều này được cho là làm giảm thiểu đáng kể về tải nguyên tính toán và bộ nhớ của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế.

Nói chung, khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo có thể bao gồm nhiều mô hình khác nhau, ví dụ ít nhất là ba mô hình khác nhau để dự đoán ít nhất là ba nhóm lỗi khác nhau, sao cho mỗi mô hình được lựa chọn một cách tối ưu để dự đoán một nhóm lỗi hoặc từng loại lỗi tương ứng để nâng cao độ chính xác của kết quả dự đoán.

Theo một phương án ưu tiên, sáng chế sử dụng ba mô hình gồm có RESNET-50 để dự đoán nhóm lỗi thứ nhất có ít nhất là lỗi về linh kiện điện tử, Mobilenet V2 để dự đoán nhóm lỗi thứ hai có ít nhất là lỗi sai chiều linh kiện điện tử, và U-net để dự đoán nhóm lỗi thứ ba có ít nhất là lỗi xuất hiện vết xước. Trong thực tế, việc lựa chọn loại mô hình cụ thể nào để dự đoán loại lỗi cụ thể nào là một thách thức khá lớn, do có sự đa dạng và số lượng khá lớn các mô hình cùng các biến thể của chúng trong lĩnh vực thị giác máy tính có thể là các mô hình tiềm năng có thể sử dụng được để phân loại, nhận dạng, hoặc dự đoán các lỗi xuất hiện trong ảnh chụp mạch điện tử. Do đó, việc đưa ra các mô hình cụ thể và các loại lỗi cụ thể này là kết quả được tối ưu hóa theo các phân tích, tính toán và thực nghiệm của các tác giả. Điều này sẽ được mô tả rõ hơn dưới đây.

Ưu tiên là, hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế còn bao gồm khối hiển thị kết quả để hiển thị kết quả kiểm tra mạch điện tử. Kết quả kiểm tra mạch điện tử có thể được hiển thị bao gồm ít nhất là trạng thái có lỗi, trạng thái không có lỗi, và vị trí có lỗi được đánh dấu trên mạch điện tử khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.

Băng tải và tay gắp có thể cũng được trang bị, trong đó băng tải để vận chuyển mạch điện tử và tay gắp có bộ điều khiển để gắp mạch điện tử ra khỏi băng tải khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.

Như cũng được đề cập đến trên đây, ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham

chiều gốc có thể chỉ tương ứng với một phần được chia nhỏ từ ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử. Theo cách này, khi ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử được xác định là được chia nhỏ thành n phần, thì sẽ có n ảnh tham chiếu gốc và n ảnh chụp mạch điện tử tương ứng.

Trong một số trường hợp, chỉ một hoặc một số trong số n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

Ưu tiên là, chỉ cần các ảnh chụp mạch điện tử mà khi so khớp với các ảnh tham chiếu gốc tương ứng có chỉ số sai khác lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước, cần được xử lý tiếp để dự đoán lỗi. Các ảnh chụp mạch điện tử còn lại của cùng một mạch điện tử mà khi so khớp với các ảnh tham chiếu gốc tương ứng có chỉ số sai khác nhỏ hơn hoặc bằng ngưỡng sai khác được xác định trước thì có nghĩa là khả năng có lỗi xảy ra tại các vùng tương ứng của mạch điện tử là thấp, có thể không cần được xử lý tiếp để dự đoán lỗi. Điều này có thể làm giảm đáng kể số lượng ảnh chụp mạch điện tử cần được xử lý tiếp để dự đoán lỗi thông qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo và tiết kiệm đáng kể tài nguyên tính toán của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế.

Hiển nhiên là, trong số các ảnh chụp mạch điện tử mà khi so khớp với các ảnh tham chiếu gốc tương ứng có chỉ số sai khác lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước, có thể chỉ cần lựa chọn ra một hoặc một số ảnh chụp mạch điện tử mà, ví dụ có chỉ số sai khác lớn nhất, cần được xử lý tiếp để dự đoán lỗi thông qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Điều này có thể tiết kiệm hơn nữa tài nguyên tính toán của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế, trong khi vẫn có thể đảm bảo việc dự đoán lỗi ở tỉ lệ sai sót nào đó có thể chấp nhận được.

Trong một số trường hợp khác, toàn bộ n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

Với các đặc điểm như được mô tả trên đây, hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo sáng chế có thể chỉ cần sử dụng máy tính nhúng để thực hiện chức năng của

khối thu nhận và tiền xử lí ảnh, khối so khớp ảnh, và khối dự đoán lỗi, ví dụ máy tính nhúng “Jetson Nano” chẳng hạn.

Tiếp theo, các mô tả nhằm làm rõ hơn ưu điểm và tính hiệu quả của việc sử dụng ba mô hình gồm có RESNET-50 để dự đoán nhóm lỗi thứ nhất có ít nhất là lỗi về linh kiện điện tử, Mobilenet V2 để dự đoán nhóm lỗi thứ hai có ít nhất là lỗi sai chiều linh kiện điện tử, và U-net để dự đoán nhóm lỗi thứ ba có ít nhất là lỗi xuất hiện vết xước, sẽ được đưa ra dưới đây.

Dễ thấy là việc sử dụng nhiều mô hình khác nhau để thực hiện song song việc nhận dạng các lỗi khác nhau có thể có nhược điểm, đó là nhiều mô hình, ví dụ các mô hình mạng CNN tích hợp trong một hệ thống sẽ dẫn đến khối lượng tính toán và xử lí khá lớn. Ngoài việc sử dụng các bộ xử lí có cấu hình đảm bảo thì việc lựa chọn loại mô hình nào cũng rất quan trọng. Dựa trên các phân tích và thực nghiệm sơ bộ, các tác giả đã đưa ra một số các loại mô hình tiềm năng để thực hiện việc so sánh và lựa chọn ra các mô hình tối ưu nhất. Các mô hình tiềm năng có thể là các mạng CNN có dung lượng không quá cao nhưng vẫn đảm bảo được độ chính xác, chẳng hạn như các mạng/mô hình AlexNet, Tiny-YOLO-v2, Resnet, Mobile-Net, và U-net.

AlexNet là một mạng CNN được ra mắt vào năm 2012 với nhiều thành công nổi bật. Kiến trúc mạng này gần giống với kiến trúc mạng truyền thống LeNet nhưng nhiều lớp hơn với 5 lớp tích chập và 3 lớp được kết nối đầy đủ. Đặc trưng của mô hình này là sử dụng hàm phi tuyến ReLu. Các nghiên cứu đã chỉ ra được rằng việc sử dụng hàm phi tuyến ReLu, mô hình CNN sâu sẽ được huấn luyện nhanh hơn so với việc sử dụng hàm Tanh hoặc Sigmoid. Tuy nhiên, qua các phân tích và thực nghiệm, các tác giả nhận thấy rằng đối với một tập dữ liệu đa dạng với nhiều loại lỗi ở nhiều vị trí khác nhau trên bảng mạch điện tử thì mô hình AlexNet lại đang khá sơ sài, do đó cần một mô hình mạng có cấu trúc phức tạp hơn, nhiều lớp hơn để trích xuất các đặc trưng của ảnh một cách tốt hơn để đáp ứng được với tập dữ liệu từ bảng mạch điện tử.

Tiny-YOLO-v2 là một mạng có kiến trúc sử dụng phần xương sống

(backbone) là mạng Darknet-19 với 11 lớp được cải tiến so với YOLO-v1 với một số đặc điểm như thêm kỹ thuật hiệu chuẩn hoá theo nhóm (batch normalization) có tác dụng giảm thời gian huấn luyện và tăng mAP (Mean Average Precision) lên khoảng 2%, hay mô hình được huấn luyện 2 pha với pha đầu là huấn luyện một mạng phân loại, pha sau sẽ được sử dụng để huấn luyện trước mô hình. Mặc dù kiến trúc mạng YOLO-v2 đã được cải tiến nhiều so với các phiên bản trước và đáp ứng tốt hơn việc trích xuất các đặc trưng của ảnh để đáp ứng được với tập dữ liệu từ bảng mạch điện tử. Tuy nhiên, qua các phân tích và thực nghiệm, các tác giả nhận thấy rằng mạng Tiny-YOLO-v2 có thể vẫn tồn tại những vấn đề, ví dụ độ chính xác chưa được cao khi kiểm tra các lỗi có kích thước nhỏ hoặc có màu sắc giống với màu bản mạch, hoặc dễ bị ảnh hưởng bởi nhiều điều kiện chiếu sáng như thiếu sáng, thừa sáng khiến cho độ chính xác bị giảm đáng kể.

RESNET là một mô hình được giới thiệu vào năm 2015 với nhiều biến thể đã được phát triển cho đến nay như RESNET-18, RESNET-34, RESNET-50, v.v.. Trong đó thì số phía sau chỉ số lớp của kiến trúc RESNET. Đặc điểm chung của các mô hình RESNET là sử dụng kết nối “tắt” đồng nhất để xuyên qua một hay nhiều lớp, một khối như vậy được gọi là khối dư (Residual Block). Lí do là khi xây dựng mạng CNN với nhiều lớp tích chập thì sẽ xảy ra hiện tượng độ dốc biến mất (Vanishing Gradient) hay quá trình huấn luyện mạng khó hội tụ. Và giải pháp là sử dụng các kết nối “tắt” và điều này cũng đồng thời làm giảm khối lượng tính toán của mô hình.

Theo một ví dụ cụ thể, để kiểm tra mạch điện tử có linh kiện bị thiếu hoặc hỏng, mô hình mạng RESNET-50 được sử dụng để nhận diện, ví dụ 15 linh kiện khác nhau có trên mạch như chip, thạch anh, tụ gốm, v.v.. Ưu điểm và hiệu quả của mô hình mạng RESNET-50 được đánh giá nhờ việc thực nghiệm trong các môi trường khác nhau gồm có môi trường thiếu sáng (ví dụ, cường độ sáng 240-250 lx), môi trường đủ sáng (ví dụ, cường độ sáng 500-510 lx) và môi trường thừa sáng (ví dụ, cường độ sáng 700-720 lx). Đồng thời, trong mỗi điều kiện môi trường, việc sử dụng mô hình mạng RESNET-50 cũng được đối sánh với việc sử dụng mô hình mạng YOLO V2. Cụ thể hơn, hai loại mạch Arduino Uno và

Arduino Uno SMD đã được kiểm tra với số lượng hơn 200 mạch thử nghiệm cho mỗi loại.

Trên các hình vẽ từ Hình 1 đến Hình 3 là kết quả dự đoán lỗi được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng. Hình 1 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện thiếu sáng của RESNET-50 (trái) và YOLO V2 (phải), Hình 2 thể hiện kết quả mạch chuẩn trong điều kiện đủ sáng của RESNET-50 (trái) và YOLO V2 (phải), và Hình 3 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện thừa sáng của RESNET-50 (trái) và YOLO V2 (phải). Các thông số chi tiết hơn liên quan đến kết quả dự đoán lỗi được tổng hợp trong Bảng 1 dưới đây để chỉ ra kết quả tỉ lệ nhận diện chính xác giữa RESNET-50 và YOLO V2.

Bảng 1: kết quả tỉ lệ nhận diện chính xác giữa RESNET-50 và YOLO V2

Điều kiện chiếu sáng	Loại mạch	RESNET-50	YOLO V2
		Linh kiện thiếu hoặc hỏng	Linh kiện thiếu hoặc hỏng
Điều kiện thiếu sáng (cường độ sáng 240-250 lx)	Arduino Uno	86,67%	78,32%
	Arduino Uno SMD	90,06%	80,12%
Điều kiện đủ sáng (cường độ sáng 500-510 lx)	Arduino Uno	98,91%	87,83%
	Arduino Uno SMD	99,12%	90,27%
Điều kiện thừa sáng (cường độ sáng 700-720 lx)	Arduino Uno	84,33%	77,53%
	Arduino Uno SMD	88,65%	78,29%

Kết quả thử nghiệm khi nhận diện linh kiện bị thiếu hoặc hỏng như được thể hiện trên các hình vẽ từ Hình 1 đến Hình 3 và Bảng 1 cho thấy trong điều kiện chiếu sáng tốt, kết quả nhận diện của 2 phương pháp là khá tương đồng với các linh kiện có kích thước lớn hơn 3mm. Với các linh kiện có kích thước nhỏ từ 1mm đến 3mm, YOLO V2 không thể nhận diện được còn RESNET-50 cho kết quả nhận diện với độ chính xác tới 98,91%. Trong suốt quá trình thử nghiệm, kết quả

cho thấy ảnh hưởng của ánh sáng tác động rất lớn tới phương pháp YOLO V2. Với phương pháp do tác giả đề xuất, kết quả nhận diện luôn nằm trong ngưỡng tốt hơn và đáp ứng yêu cầu đặt ra. Vì vậy, việc sử dụng mô hình mạng RESNET-50 để dự đoán lỗi về linh kiện điện tử có thể đạt được ưu điểm và hiệu quả rất tốt.

Mobile-Net là một trong những mô hình được ưa chuộng nhất khi phát triển các ứng dụng AI trong thị giác máy tính, có rất nhiều kiến trúc có sử dụng phần xương sống là Mobile-Net. Đặc điểm của mô hình này là có độ chính xác cao, số lượng tham số và số lượng các phép tính ít.

Theo một ví dụ cụ thể, để kiểm tra chiều của linh kiện trên bảng mạch điện tử, mô hình mạng Mobile-Net được sử dụng. Ưu điểm và hiệu quả của mô hình mạng Mobile-Net được đánh giá nhờ việc thực nghiệm và đối sánh với mô hình mạng RESNET-50 trong việc kiểm tra chiều của các linh kiện điện tử. Hai mô hình này được kiểm tra với 3 điều kiện chiếu sáng khác nhau lần lượt là: môi trường thiếu sáng (cường độ sáng 240-250 lx), môi trường đủ sáng (cường độ sáng 500-510 lx) và môi trường thừa sáng (cường độ sáng 700-720 lx). Cụ thể hơn, hơn 200 mạch Arduino Uno thử nghiệm đã được kiểm tra.

Trên các hình vẽ từ Hình 4 đến Hình 6 là kết quả dự đoán lỗi được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng. Hình 4 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện thiếu sáng của Mobilenet-V2 (trái) và RESNET-50 (phải), Hình 5 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện đủ sáng của Mobilenet-V2 (trái) và RESNET-50 (phải), và Hình 6 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện thừa sáng của Mobilenet-V2 (trái) và RESNET-50 (phải). Các thông số chi tiết hơn liên quan đến kết quả dự đoán lỗi được tổng hợp trong Bảng 2 dưới đây để chỉ ra kết quả tỉ lệ nhận diện chính xác giữa Mobile-Net và RESNET-50.

Bảng 2: bảng so sánh hiệu quả giữa Mobile-Net và RESNET-50

Điều kiện chiếu sáng	Mobie-Net	RESNET-50
----------------------	-----------	-----------

Điều kiện thiếu sáng (cường độ sáng 240-250 lx)	81,70%	35,25%
Điều kiện đủ sáng (cường độ sáng 500-510 lx)	98,51%	63,77%
Điều kiện thừa sáng (cường độ sáng 700-720 lx)	82,63%	45,54%

Kết quả thử nghiệm khi nhận diện linh kiện bị thiếu hoặc hỏng như được thể hiện trên các hình vẽ từ Hình 4 đến Hình 6 và Bảng 2 cho thấy ở điều kiện chiếu sáng tốt thì tỉ lệ bất chính xác lỗi linh kiện bị ngược chiều của Mobienet V2 lên đến 98,51% trong khi đó RESNET-50 chỉ đạt đến 63,77%. Ngoài ra ở các điều kiện ánh sáng khó khăn hơn thì Mobienet V2 vẫn giữ độ chính xác lên đến hơn 81,7%, trong khi phương pháp RESNET-50 cho kết quả tương đối thấp. Vì vậy, việc sử dụng mô hình mạng Mobilenet-V2 để dự đoán lỗi về sai chiều linh kiện điện tử có thể đạt được ưu điểm và hiệu quả rất tốt.

U-net là mô hình phân đoạn ảnh phổ biến nhất hiện nay và thường được sử dụng để kiểm tra trong lĩnh vực y tế, như kiểm tra các vết thương ở trong phổi người bệnh. Kiến trúc mạng được xây dựng như hình chữ U đối xứng với nhau. Đặc điểm của mạng này là phân đoạn ảnh với độ chính xác cao và xác định được vị trí, hình dạng của lỗi trên vật thể.

Theo một ví dụ cụ thể, để kiểm tra các vết xước trên bảng mạch điện tử, mô hình mạng U-net được sử dụng. Ưu điểm và hiệu quả của mô hình mạng U-net được đánh giá nhờ việc thực nghiệm và đối sánh với mô hình mạng YOLO V2 với hơn 500 mạch thực nghiệm và mỗi mạch được thử hơn 200 lần.

Trên các hình vẽ từ Hình 7 đến Hình 9 là kết quả dự đoán lỗi được thể hiện ở dạng các ảnh chụp mạch điện tử được nhận dạng lỗi và có các ô đánh dấu vùng lỗi được nhận dạng. Hình 7 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện chiếu sáng U-net (trái) và YOLO V2 (phải), Hình 8 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện đủ sáng U-net (trái) và YOLO V2 (phải), và Hình 9 thể hiện kết quả nhận diện trong điều kiện thừa sáng U-net (trái) và YOLO V2 (phải). Các thông số chỉ

tiết hơn liên quan đến kết quả dự đoán lỗi được tổng hợp trong Bảng 3 dưới đây để chỉ ra kết quả độ chính xác trong nhận diện của U-net và YOLO V2.

Bảng 3: Độ chính xác trong nhận diện của U-net và YOLO V2

Điều kiện chiếu sáng	U-net	YOLO V2
Điều kiện thiếu sáng (cường độ sáng 240-250 lx)	83,27%	40,15%
Điều kiện đủ sáng (cường độ sáng 500-510 lx)	97,11%	53,77%
Điều kiện thừa sáng (cường độ sáng 700-720 lx)	81,24%	41,22%

Kết quả thử nghiệm khi nhận diện linh kiện bị thiếu hoặc hỏng như được thể hiện trên các hình vẽ từ Hình 7 đến Hình 9 và Bảng 3 cho thấy ở các điều kiện như thiếu sáng và đủ sáng thì độ chính xác trong nhận diện vết xước của 2 mô hình là khá tương đồng. Tuy nhiên khi ở điều kiện ánh thừa sáng thì YOLO V2 chỉ nhận diện được 2 vết xước trong khi U-net nhận diện được cơ bản là toàn bộ vết xước trên bảng mạch. Nhìn chung, U-net có độ chính xác cao hơn khi so sánh với YOLO V2 trong cùng một điều kiện và loại mạch. Cụ thể trong điều kiện sáng lý tưởng, độ chính xác của phương pháp U-net lên đến 97,11%, trong khi YOLO V2 chỉ đạt 53,77%. Trong điều kiện khác, U-net cũng đều có độ chính xác cao hơn hẳn so với YOLO V2. Vì vậy, việc sử dụng mô hình mạng U-net để dự đoán lỗi xuất hiện vết xước có thể đạt được ưu điểm và hiệu quả rất tốt.

Tóm lại, việc sử dụng ba mô hình gồm có RESNET-50 để dự đoán nhóm lỗi thứ nhất có ít nhất là lỗi về linh kiện điện tử, Mobilenet V2 để dự đoán nhóm lỗi thứ hai có ít nhất là lỗi sai chiều linh kiện điện tử, và U-net để dự đoán nhóm lỗi thứ ba có ít nhất là lỗi xuất hiện vết xước, đạt được ưu điểm và tính hiệu quả rất tốt và được cho là các lựa chọn tối ưu đối với việc lựa chọn các mô hình cụ thể tương ứng cho các loại lỗi cần nhận dạng cụ thể.

Bên cạnh đó, việc thu nhận và tiền xử lý ảnh cũng được cho là có vai trò

khá quan trọng đối với việc nâng cao độ chính xác trong việc dự đoán lỗi. Chẳng hạn như sử dụng các thuật toán Brute-Force, RANSAC, lọc nhiễu OPENING, hoặc thuật toán tương tự.

Trên Hình 10 thể hiện tổng quan về hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế.

Như được thể hiện trên Hình 10, hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo phương án này cơ bản là bao gồm các bộ phận chính: camera quang học 101, mạch điện tử cần kiểm tra 102, hệ thống chiếu sáng 103, tay gấp mạch 104, băng tải 105, máy tính nhúng 110 và bộ điều khiển 120. Hệ thống được lắp đặt và thiết kế một cách tối ưu nhất cho việc kiểm tra linh kiện trên bề mặt bảng mạch. Việc thiết kế hệ thống cơ khí như: tính toán lựa chọn động cơ, tính toán thiết kế bộ truyền đai, tay máy hút bản mạch hay hệ thống khí nén, v.v., hiển nhiên là được tính toán một cách chi tiết sao cho hệ thống đạt hiệu suất cao nhất và có thể giảm được chi phí sản xuất. Các tính toán thiết kế như vậy hiển nhiên là phụ thuộc theo các ứng dụng thực tế và có thể được thực hiện bởi người có hiểu biết trung bình về lĩnh vực kỹ thuật tương ứng.

Vì hệ thống sử dụng các mô hình CNN, ví dụ ba mô hình mạng RESNET-50, Mobilenet V2, và U-net với kích cỡ tương đối nhỏ, nên máy tính nhúng 110 có thể là bộ máy tính nhúng Jetson Nano được sử dụng cho việc xử lý các thuật toán về xử lý ảnh và dự đoán các lỗi trên mạch. Đây là một máy tính nhỏ, mạnh mẽ cho phép chạy nhiều mạng nơ ron song song cho các ứng dụng như phân loại hình ảnh, phát hiện đối tượng, phân đoạn và xử lý giọng nói. Điều này sẽ làm cho hệ thống gọn gàng và linh hoạt hơn khi không phải kết nối với máy tính. Tuy nhiên, sáng chế không bị giới hạn ở đó, việc sử dụng các bộ xử lý khác, kết nối với thiết bị tính toán chuyên dụng hơn, hoặc máy chủ để thực hiện việc xử lý có thể cũng được áp dụng mà không nằm ngoài phạm vi của sáng chế.

Trên Hình 11 thể hiện lưu đồ thuật toán điều khiển của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế.

Như được thể hiện trên hình vẽ, trước tiên, mạch điện tử sẽ được đưa vào

vị trí đầu băng tải 105 (thủ công hoặc tự động), cảm biến tiệm cận khi phát hiện có mạch điện tử đưa vào sẽ có tín hiệu gửi về bộ điều khiển 120, bộ điều khiển 120 sẽ gửi tín hiệu cho động cơ băng tải chạy và đưa mạch điện tử vào buồng sáng. Khi mạch điện tử đã vào buồng sáng thì động cơ băng tải sẽ dừng. Camera bắt đầu chụp ảnh mạch điện tử và gửi về cho máy tính nhúng 110, hình ảnh được chụp sẽ đi qua một số khâu tiền xử lý để nhận diện hiệu quả hơn. Sau khi ảnh qua các bước tiền xử lý sẽ được đưa vào tính toán và đánh giá tình trạng. Tiếp đó, tín hiệu phản hồi được gửi trở về bộ điều khiển để tiếp tục chạy động cơ băng tải đưa mạch ra khỏi buồng sáng.

Sau khi mạch ra khỏi buồng sáng sẽ đến bước phân loại. Băng tải sẽ đưa mạch đến cuối hành trình nếu kết quả kiểm tra mạch là True (mạch không bị lỗi). Nếu kết quả kiểm tra mạch trả về là False (mạch có lỗi) thì mạch sẽ được gấp ra khỏi băng tải bởi tay gấp 104 và hệ thống kết thúc quá trình kiểm tra.

Trên Hình 12 thể hiện lưu đồ thuật toán xử lý ảnh của hệ thống kiểm tra mạch điện tử theo một phương án ưu tiên của sáng chế.

Như được thể hiện trên hình vẽ, quá trình xử lý này được thực hiện bởi máy tính nhúng 110 (Jetson Nano). Ban đầu, khi mạch được đưa vào hệ thống, camera sẽ chụp lại hình ảnh của mạch và sau đó sẽ thực hiện các bước trong quá trình tiền xử lý như: hiệu chỉnh ảnh, chiết xuất đặc trưng của ảnh, xác định các điểm đặc trưng phù hợp, quay ảnh.

Để có thể kiểm tra được mạch thì hệ thống phải đưa mạch về đúng vị trí, để làm được điều này thì ta sử dụng một hình ảnh làm mẫu (ảnh gốc tham chiếu) và thuật toán chiết xuất đặc trưng ORB. Cụ thể như sau, ta sẽ đồng thời chiết xuất đặc trưng ORB của hình ảnh mẫu và hình ảnh được chụp, sau đó khi đã có các đặc trưng của hai ảnh thì thuật toán tìm kiếm điểm đặc trưng sử dụng Brute-Force được áp dụng. Thuật toán này giúp tìm ra và kết nối các cặp điểm tốt nhất trên hai ảnh. Sau đó, với các cặp điểm tốt nhất đã có thì ta sẽ quay ảnh về với đúng kích thước và hướng của ảnh gốc bằng cách sử dụng thuật toán RANSAC.

Ảnh sau khi được xoay về đúng kích thước và hướng của ảnh gốc thì chúng

ta bắt đầu thực hiện quá trình trừ ảnh. Hình ảnh được chụp sẽ được so sánh với ảnh gốc để tìm ra các khiếm khuyết trong bo mạch điện tử, sau đó kết quả sẽ được chuyển thành ảnh nhị phân và được lọc nhiễu bằng OPENING để làm rõ hơn các vị trí của vùng lỗi. Sau đó là tạo ROI (Region Of Interest) và các vùng trắng. Nếu số ROI là 0 tức là hình ảnh được chụp không có quá nhiều khác biệt so với ảnh gốc thì kết quả trả về là mạch True (mạch không bị lỗi). Nếu số ROI khác 0 thì chúng ta bắt đầu kiểm tra, quá trình kiểm tra được thực hiện đồng thời cho ba loại lỗi phổ biến trên bảng mạch điện tử. Kiểm tra linh kiện lỗi sử dụng RESNET-50, kiểm tra chiều của linh kiện sử dụng Mobilenet V2 và kiểm tra vết xước sử dụng U-net. Sau khi kiểm tra xong thì hệ thống sẽ trả về là mạch False (mạch có lỗi) và các thông tin về lỗi của mạch như vị trí, kích thước, hình dáng, vết xước được hiển thị trên màn hình HMI (Human Machine Interface) có đánh dấu vị trí các lỗi (nếu có) để thuận tiện cho việc theo dõi.

Trên đây, sáng chế đã được mô tả chi tiết theo các phương án ưu tiên thực hiện, và có thể kèm theo các phương án thay thế hoặc tương đương hoặc các ví dụ cụ thể, sử dụng các mô tả và thuật ngữ phù hợp để người có hiểu biết trung bình về lĩnh vực kỹ thuật này có thể hiểu và thực hiện được giải pháp theo sáng chế. Vì vậy, người có hiểu biết trung bình về lĩnh vực kỹ thuật tương ứng có thể dễ dàng tạo ra các thay đổi, cải biến, hoặc thay thế tương đương dựa vào các nội dung và phương án được mô tả. Do đó, các thay đổi, cải biến, hoặc thay thế tương đương này được coi là không nằm ngoài phạm vi của sáng chế, và phạm vi bảo hộ của sáng chế hiển nhiên là không bị giới hạn bởi các nội dung và phương án được mô tả mà được xác định trong yêu cầu bảo hộ dưới đây.

Yêu cầu bảo hộ

1. Hệ thống kiểm tra mạch điện tử bao gồm:

khởi thu nhận và tiền xử lí ảnh để thu nhận ảnh chụp mạch điện tử cần kiểm tra, và tiền xử lí ảnh chụp mạch điện tử này để tạo ra ảnh chụp mạch điện tử cơ bản là có cùng kích thước và hướng so với ảnh gốc tham chiếu;

khởi so khớp ảnh để so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc và đưa ra chỉ số sai khác giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc,

trong đó ảnh tham chiếu gốc là ảnh tương ứng với (các) mạch điện tử mẫu mà được xác định là không có lỗi được tạo ra trước đó,

nếu chỉ số sai khác này nhỏ hơn hoặc bằng ngưỡng sai khác được xác định trước thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi, trái lại nếu chỉ số sai khác này lớn hơn ngưỡng sai khác được xác định trước đã nêu thì mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi;

khởi dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi có trên mạch điện tử cần kiểm tra,

trong đó chỉ có ảnh chụp mạch điện tử của mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi nêu trên được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi, còn mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là không có lỗi không được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi,

trong đó khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo bao gồm ít nhất là ba mô hình khác nhau để dự đoán ít nhất là ba nhóm lỗi khác nhau, sao cho mỗi mô hình được lựa chọn một cách tối ưu để dự đoán một nhóm lỗi hoặc từng loại lỗi tương ứng để nâng cao độ chính xác của kết quả dự đoán,

trong đó ít nhất là ba mô hình đã nêu gồm có RESNET-50 để dự đoán nhóm lỗi thứ nhất có ít nhất là lỗi về linh kiện điện tử, Mobilenet V2 để dự đoán nhóm lỗi thứ hai có ít nhất là lỗi sai chiều linh kiện điện tử, và U-net để dự đoán nhóm lỗi thứ ba có ít nhất là lỗi xuất hiện vết xước;

khởi hiển thị kết quả để hiển thị kết quả kiểm tra mạch điện tử.

2. Hệ thống theo điểm 1, trong đó ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc chỉ tương ứng với một phần được chia nhỏ từ ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử,

khí ảnh chụp toàn bộ mạch điện tử được xác định là được chia nhỏ thành n phần, thì sẽ có n ảnh tham chiếu gốc và n ảnh chụp mạch điện tử tương ứng.

3. Hệ thống theo điểm 2, trong đó chỉ một hoặc một số trong số n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

4. Hệ thống theo điểm 2, trong đó toàn bộ n ảnh chụp mạch điện tử được đưa qua khối dự đoán lỗi ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự đoán lỗi khi mạch điện tử cần kiểm tra được đánh giá là có tiềm năng có lỗi.

5. Hệ thống theo điểm bất kỳ trong số các điểm từ 1 đến 4, trong đó việc tiền xử lí ảnh bao gồm ít nhất là:

chiết xuất các đặc trưng ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) của ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc,

tìm kiếm các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau giữa ảnh chụp mạch điện tử và ảnh tham chiếu gốc dựa trên các đặc trưng ORB nhờ áp dụng thuật toán Brute-Force,

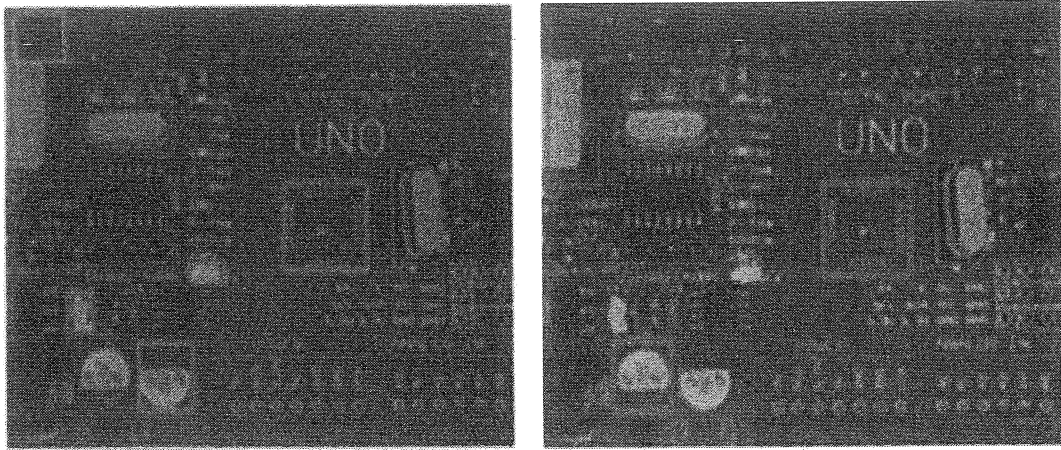
quay ảnh chụp mạch điện tử về với đúng kích thước và hướng của ảnh tham chiếu gốc dựa trên các cặp điểm ảnh đặc trưng giống nhau nhờ áp dụng thuật toán RANSAC.

6. Hệ thống theo điểm bất kỳ trong các điểm từ 1 đến 5, trong đó kết quả kiểm tra mạch điện tử được hiển thị bao gồm ít nhất là trạng thái có lỗi, trạng thái không có lỗi, và vị trí có lỗi được đánh dấu trên mạch điện tử khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.

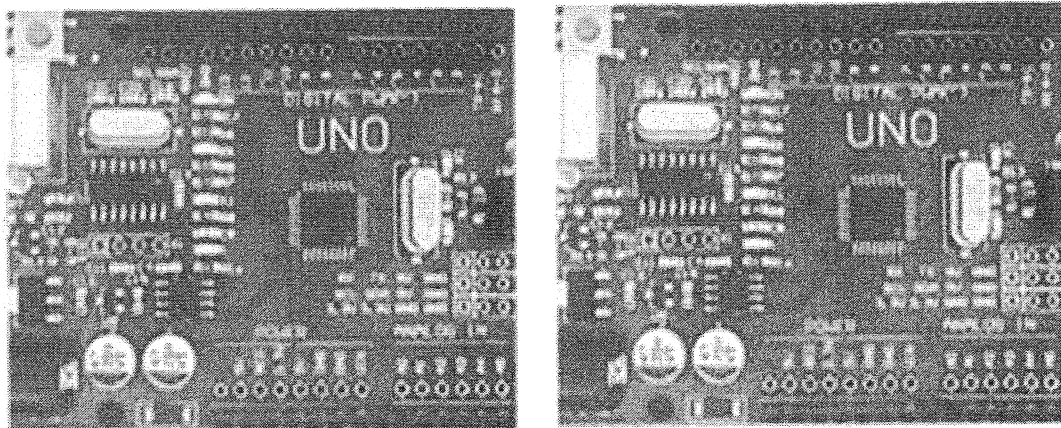
7. Hệ thống theo điểm bất kỳ trong các điểm từ 1 đến 6, trong đó khối so khớp ảnh thực hiện so khớp ảnh chụp mạch điện tử với ảnh tham chiếu gốc nhờ kỹ thuật trừ ảnh kết hợp với chuyển đổi ảnh nhị phân và lọc nhiễu.

8. Hệ thống theo điểm bất kỳ trong các điểm từ 1 đến 7, trong đó hệ thống này sử dụng máy tính nhúng để thực hiện chức năng của khối thu nhận và tiền xử lí ảnh, khối so khớp ảnh, và khối dự đoán lỗi.

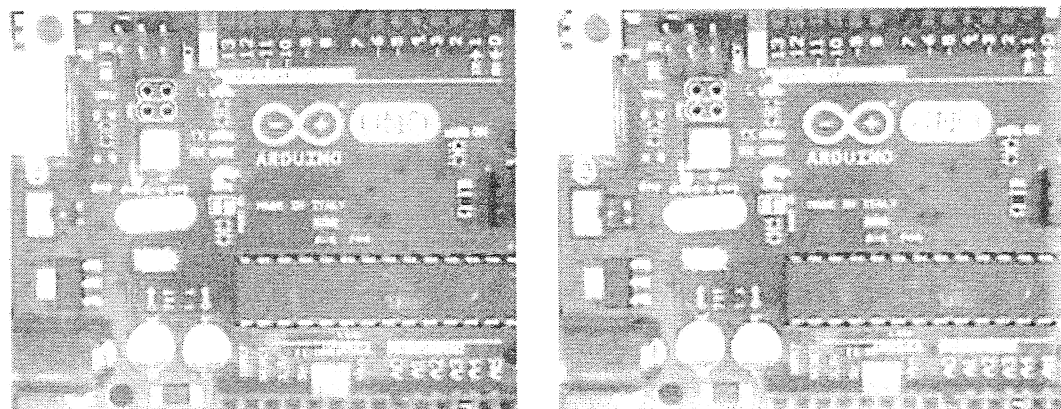
9. Hệ thống theo điểm bất kỳ trong các điểm từ 1 đến 7, trong đó hệ thống này được trang bị băng tải để vận chuyển mạch điện tử và tay gấp có bộ điều khiển để gấp mạch điện tử ra khỏi băng tải khi mạch điện tử này có kết quả kiểm tra ở trạng thái có lỗi.



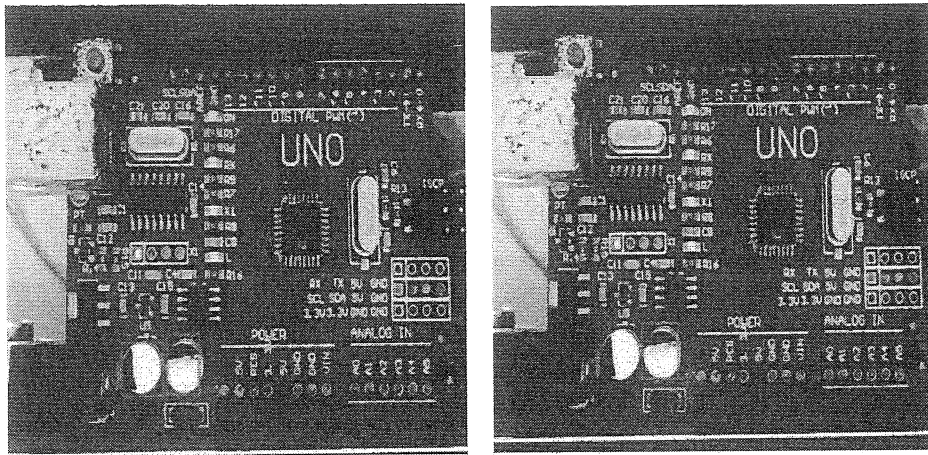
Hình 1



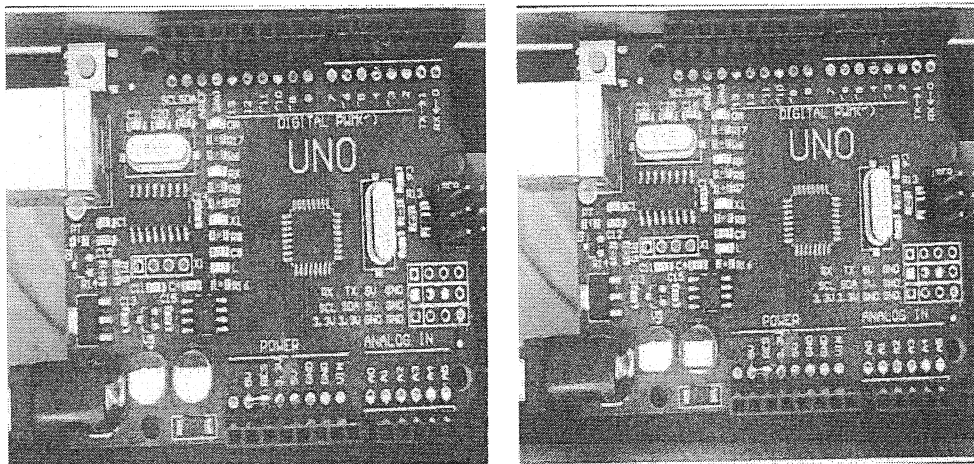
Hình 2



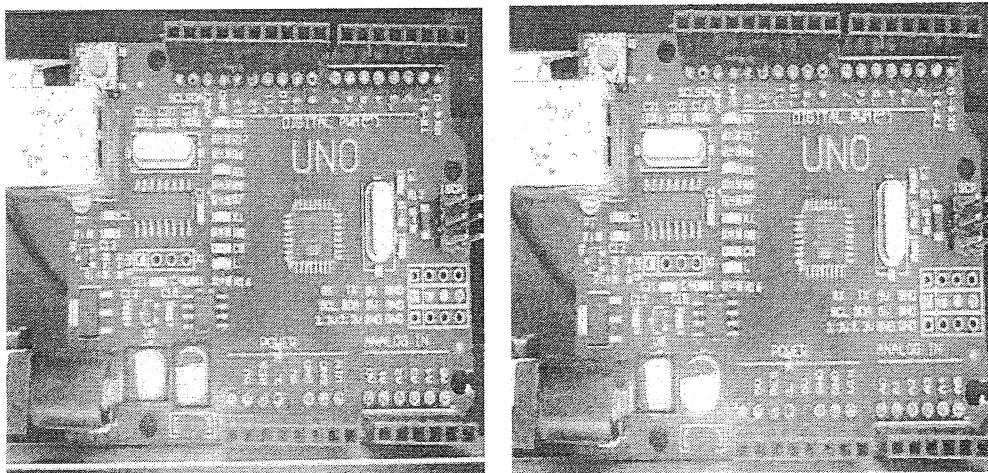
Hình 3



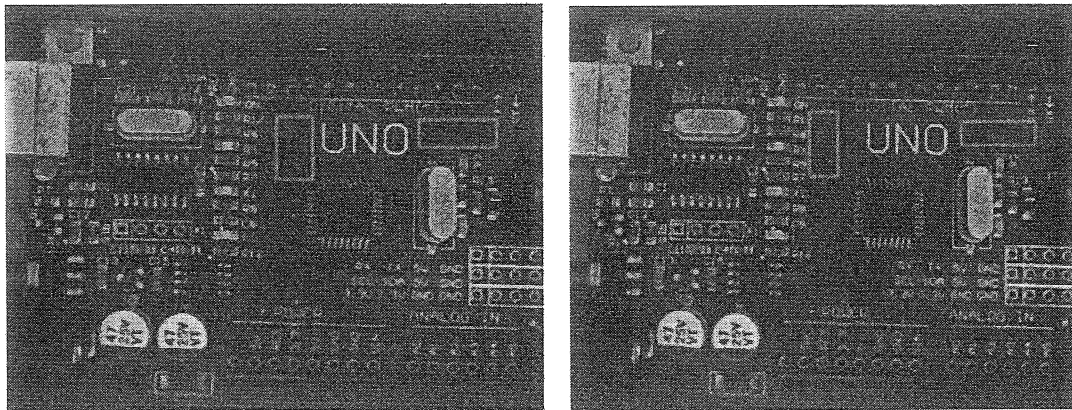
Hình 4



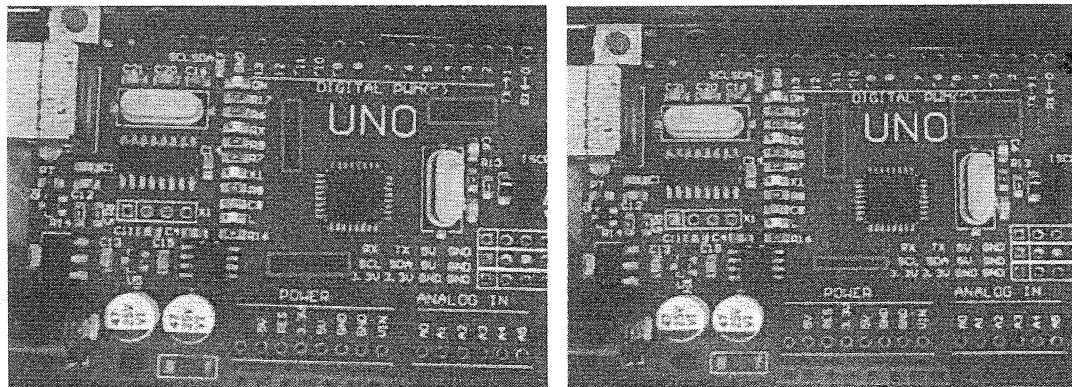
Hình 5



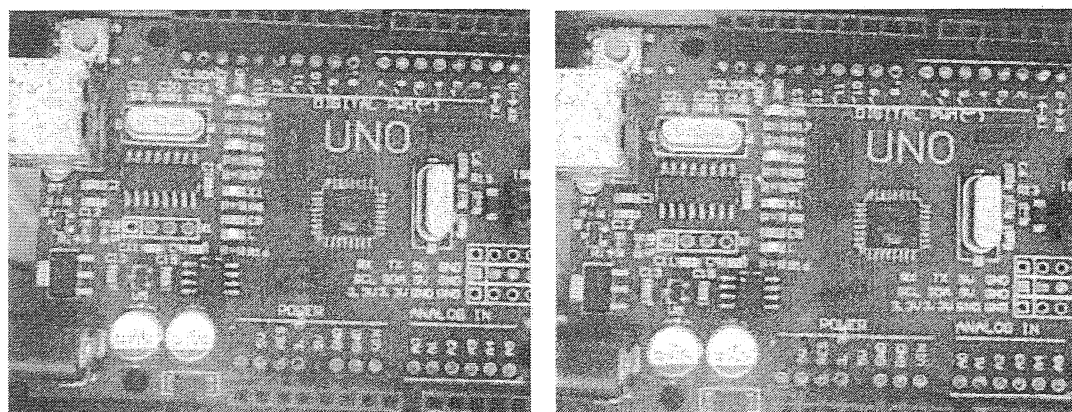
Hình 6



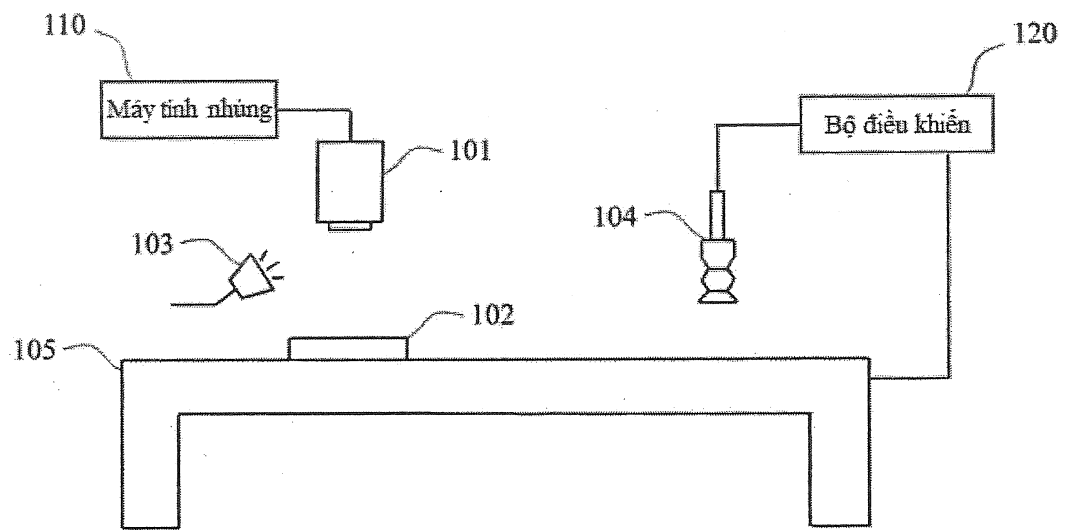
Hình 7



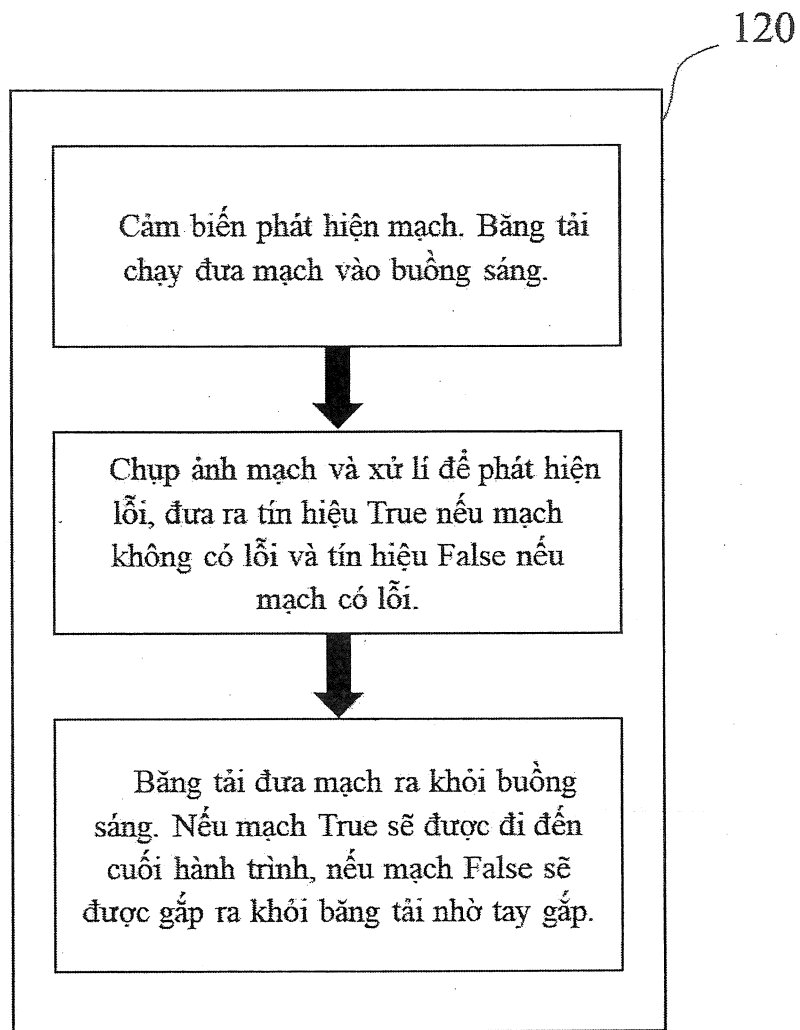
Hình 8



Hình 9

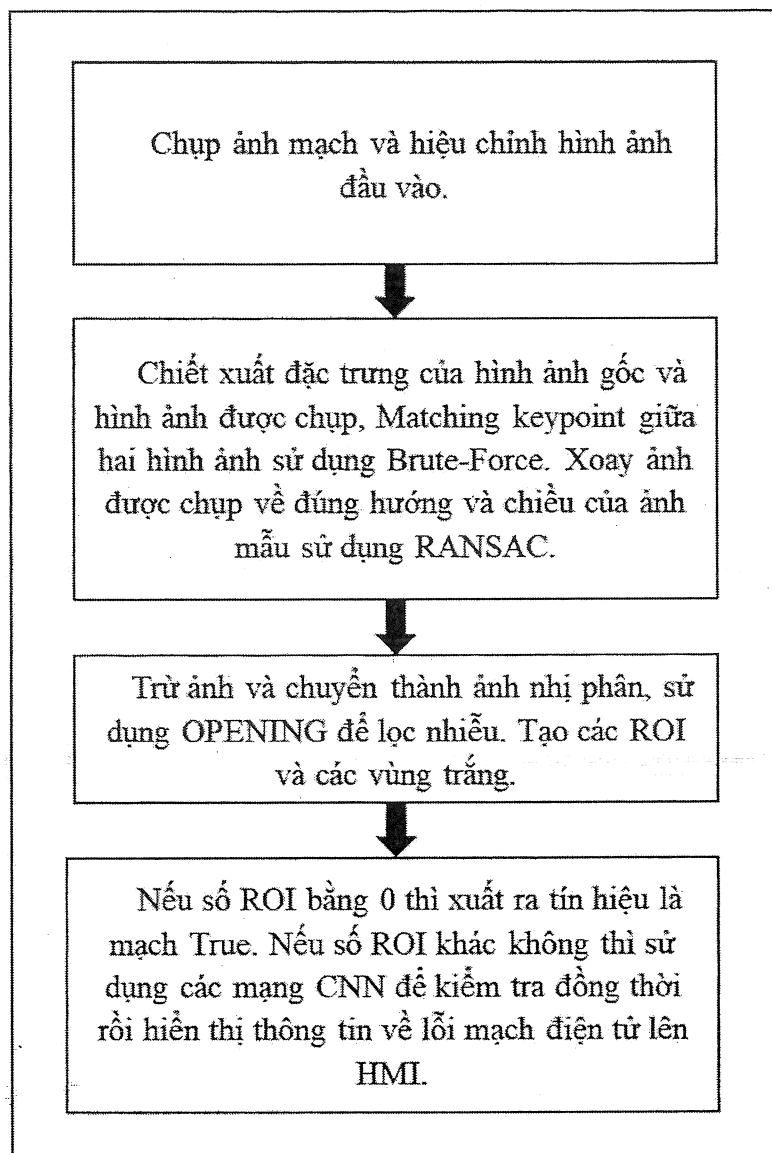


Hình 10



Hình 11

110



Hình 12