

NGHIÊN CỨU XÂY DỰNG HỆ THỐNG TAY KẸP GẠCH SỬ DỤNG THỊ GIÁC MÁY TÍCH HỢP TRÊN ROBOT NACHI MC20-01

BUILDING AN EFFECTIVE SYSTEM FOR CLAMPING MASONRY BRICKS USING INTEGRATED MACHINE VISION ON ROBOT NACHI MC20-01

Trần Ngọc Tiến*, Lê Văn Nghĩa, Nguyễn Đức Minh
Trường Cơ khí – Ô tô, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội

TÓM TẮT

Hiện nay tại Việt Nam, quy trình sản xuất gạch Tuynel vẫn chủ yếu sử dụng công nghệ cũ và chỉ tự động hóa một số công đoạn đơn giản. Một số nhà máy đã áp dụng robot để thay thế con người trong công đoạn xếp gạch ướt trước khi nung. Tuy nhiên, sau giai đoạn nung, hầu hết các công việc vẫn phải thực hiện thủ công do trạng thái của gạch sau khi nung đã thay đổi và việc sử dụng robot để kẹp và di chuyển khối gạch trở nên khó khăn, đặc biệt là khi có nhiều viên gạch bị nứt, vỡ. Tình trạng này gây lãng phí nhân lực, thời gian và tiềm ẩn nguy hiểm cho công nhân trong môi trường có nhiều khói bụi độc hại, nhiệt độ cao. Việc tự động hóa công đoạn này là rất cần thiết để tiết kiệm chi phí sản xuất và giảm thiểu các rủi ro. Vì vậy, trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất xây dựng một hệ thống tay gấp gạch thông minh kết hợp với công nghệ thị giác máy tích hợp trên robot NACHI MC20-01, nhằm tự động hóa quá trình gấp gạch Tuynel sau nung. Để thực hiện điều này, trước hết nghiên cứu đã tiến hành thiết kế hệ thống tay kẹp sử dụng các má dòn và má kẹp nhằm mục đích kẹp chặt khối gạch đồng thời phá vỡ liên kết dính giữa các mặt gạch. Sau đó, nghiên cứu đã xây dựng một phương pháp thị giác máy kết hợp các thuật toán phát hiện hình vuông và thuật toán mô-men để phân tích thuộc tính của hình ảnh các viên gạch, từ đó nhận diện chính xác các vết nứt và khuyết tật trên gạch. Trên cơ sở đó, nghiên cứu tiến hành xây dựng nguyên lý hoạt động của hệ thống và tích hợp vào robot NACHI MC20-01 để thực hiện một quy trình tự động cho việc phát hiện và bốc xếp gạch. Kết quả nghiên cứu cho thấy hệ thống đạt được độ chính xác cao. Trong tương lai, áp dụng kết quả này vào nhà máy sản xuất gạch Tuynel quy mô lớn có thể mang lại nhiều lợi ích, đồng thời tạo ra một môi trường làm việc an toàn và hiệu quả hơn.

Từ khóa: Thị giác máy tính; Khuyết tật gạch; Robots; Gạch Tuynel.

ABSTRACT

In Vietnam, the current state of the Tuynel brick production process primarily relies on outdated technology, with only a few automated steps. Some factories have introduced robots to replace human workers in the initial stage of stacking wet bricks before firing. However, the majority of the process still requires manual labor after the firing stage due to changes in the brick's condition. The use of robotic arms to grip and handle the bricks becomes challenging, particularly when many of them are cracked or damaged. This situation leads to the wastage of labor, time, and poses risks to workers in environments with high temperatures and harmful dust particles. Automating this

particular step is crucial to reduce production costs and minimize associated risks. Therefore, our study proposes the development of an intelligent brick picking system that incorporates machine vision technology and is integrated onto the NACHI MC20-01 robot. This system aims to automate the process of picking Tuynel bricks after firing. To achieve this, our research initially focuses on designing a clamping system that utilizes clamping jaws to securely hold the brick blocks while simultaneously breaking the adhesive bonds between the brick surfaces. Subsequently, we develop a machine vision method by combining square detection algorithms and moment algorithms to analyze the characteristics of brick images, enabling accurate identification of cracks and defects. Based on these foundations, we establish the operating principles of the system and integrate it with the NACHI MC20-01 robot to facilitate a complete automated process for brick detection and handling. The research findings demonstrate a high level of accuracy in the system's performance. In the future, implementing these results in large-scale Tuynel brick factories can yield substantial benefits, while also creating a safer and more efficient working environment.

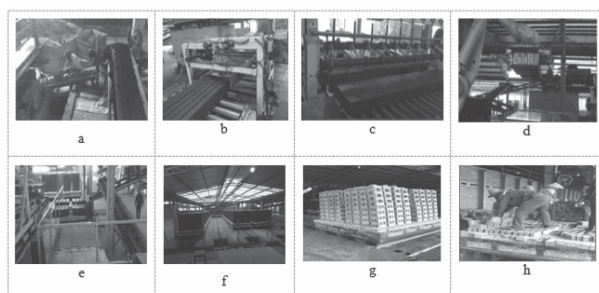
Keywords: *Computer vision; Brick defects; Robots; Tuynel bricks.*

1. GIỚI THIỆU

Trong thời đại Công nghiệp 4.0, robot đang trở nên ngày càng phổ biến [1-3]. Đặc biệt, robot tay nhiều bậc tự do đã được áp dụng rộng rãi trong nhiều ngành công nghiệp, bao gồm cả việc sản xuất gạch Tuynel xây dựng [4]. Trước đây, công việc bốc xếp gạch là một công việc thủ công yêu cầu độ chính xác cao, nhưng hiện nay robot tay đã thay đổi hoàn toàn quy trình này. Robot có khả năng thực hiện các nhiệm vụ lặp đi lặp lại với độ chính xác, tốc độ và tính nhất quán cao, giảm đáng kể sự phụ thuộc vào lao động của con người và nâng cao năng suất tổng thể. Robot nhiều bậc tự do có khả năng di chuyển linh hoạt, cho phép chúng đạt được các vị trí và góc độ khác nhau. Robot cũng được trang bị các dụng cụ kẹp có thể giữ và xử lý các viên gạch một cách chính xác và đáng tin cậy (Hình 1). Tuy nhiên, trong quy trình sản xuất gạch Tuynel hiện nay, robot chỉ được sử dụng để bốc xếp gạch ướt trước khi đưa vào lò nung, trong khi việc bốc dỡ gạch sau khi nung vẫn cần phải được thực hiện bởi công nhân. Sử dụng robot để bốc dỡ gạch sau khi nung gặp khó khăn vì không thể nhận biết

và loại bỏ gạch bị lỗi. Do đó, cần thiết phải sử dụng kỹ thuật phát hiện lỗi trên các viên gạch để robot có thể xử lý gạch một cách tự động. Hiện đang có nhiều nghiên cứu được tiến hành để phát triển phương pháp phát hiện lỗi cho các loại sản phẩm khác nhau. Abdel-Qader và cộng sự [5] đã đề xuất một phương pháp phát hiện cạnh để xác định vết nứt trên cầu. Phương pháp mới này đã được so sánh với các thuật toán khác như biến đổi Haar, biến đổi Fourier, Sobel và bộ phát hiện cạnh Canny. Ngoài ra, phương pháp này cũng sử dụng các bộ lọc khác nhau để trích xuất cạnh từ hình ảnh của đối tượng. Yu và cộng sự [6] đã đề xuất một phương pháp bán tự động dựa trên tìm kiếm dựa trên đồ thị và sử dụng tính năng phát hiện cạnh Sobel để trích xuất các thuộc tính của vết nứt. Các tác giả trong [7] đã đề xuất một thiết bị thu nhận ảnh từ xa và một phương pháp xử lý ảnh tích hợp để phát hiện vết nứt trong cấu trúc dưới cầu. Phương pháp này bao gồm các bước chung để trích xuất vết nứt, sử dụng thuật toán đo khoảng cách điện từ để tính toán độ rộng của vết nứt và áp dụng thuật toán phân đoạn hình ảnh cải tiến dựa trên mô hình C-V. Trong một nghiên cứu khác [8], các vết nứt trên bề

mặt kết cấu bê tông được phát hiện thông qua bộ lọc hình ảnh sử dụng giải thuật di truyền và loại bỏ nhiễu dư. Phương pháp này có khả năng phát hiện chính xác các vết nứt trên hình ảnh bề mặt trong các điều kiện khác nhau và định lượng độ rộng của chúng bằng cách sử dụng đạo hàm không gian của các mẫu độ sáng. Gần đây, nhiều nghiên cứu quan tâm đến việc phát hiện khuyết tật sản phẩm, đặc biệt là trong lĩnh vực mạng nơ-ron nhân tạo [9, 10]. Các thuật toán học sâu sử dụng việc huấn luyện mô hình trên dữ liệu lịch sử đã tăng đáng kể độ hiệu quả trong việc xác định khuyết tật. Ravichand và cộng sự [11] đã đề xuất một phương pháp nhận dạng vết nứt dựa trên hình ảnh tự động cho các viên gạch, kết hợp mạng học sâu CNN và SVM để xác định vết nứt. Phương pháp này trích xuất các đặc điểm từ ảnh RGB và thay thế bộ phân loại SoftMax để cải thiện khả năng phân loại. Hệ thống đã được đào tạo bằng cách sử dụng các thiết bị hỗ trợ trực quan và máy bay không người lái.



Hình 1. Dây chuyền sản xuất gạch Tuynel tại Nhà máy Chiến Thắng Hải Dương: a – Quá trình pha trộn đất; b – Quá trình đúc gạch; c – Quá trình cắt gạch; d – Robot trang bị tay gấp gạch trước nung; e – Gấp gạch lên pallet; f – Khu vực nung gạch; g – Chồng gạch sau nung; h – Công nhân bốc xếp gạch sau nung.

Dang và các cộng sự [13] đã phát triển mô hình phân đoạn vết nứt dựa trên các kỹ thuật học sâu U-Net, DeepLabV3+ và FPN để trích xuất phép đo chiều dài vết nứt theo thời

gian thực bằng cách phát hiện các đơn vị gạch. Mặc dù các kỹ thuật này đạt được kết quả khá chính xác tuy nhiên phải cần tập dữ liệu đủ lớn để tạo ra mô hình dự đoán tin cậy hơn. Ngoài ra, các phương pháp kể trên đều thực hiện việc gán nhãn dữ liệu một cách thủ công và chỉ giới hạn theo một số loại vết nứt, vỡ nhất định do hạn chế của việc xây dựng mô hình huấn luyện. Như vậy, rất cần thiết phải có phương pháp xác định được đa dạng các khuyết tật của đối tượng và được thực hiện với độ chính xác cao.

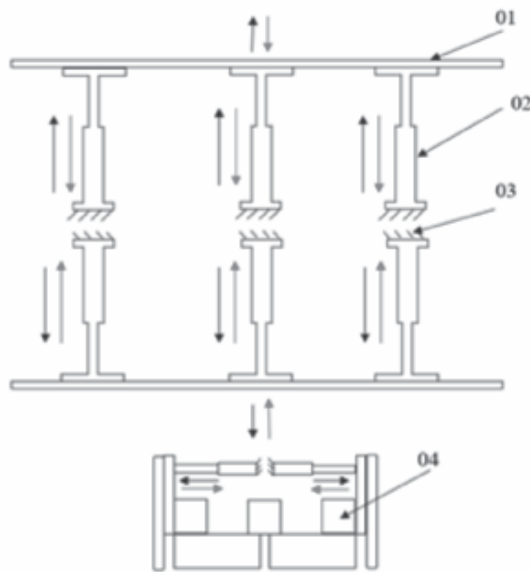
Trong nghiên cứu này, chúng tôi tiến hành đề xuất một thiết kế cải tiến cho tay kẹp gạch để thực hiện được việc kẹp hàng gạch sau nung. Nghiên cứu cũng đề xuất một cách tiếp cận mới bằng việc sử dụng phối hợp các bộ lọc, phân ngưỡng, thuật toán tìm kiếm hình vuông kết hợp với thuật toán mô-men để xác định khuyết tật của viên gạch. Trên cơ sở đó, nghiên cứu xây dựng hệ thống tích hợp tay kẹp, giải thuật thị giác máy và hệ thống điều khiển của robot NACHI MC20-01 để thực hiện việc gấp sau nung.

2. XÂY DỰNG HỆ THỐNG TAY KẸP GẠCH SỬ DỤNG THỊ GIÁC MÁY TÍCH HỢP TRÊN ROBOT NACHI MC20-01

2.1. Thiết kế hệ thống tay kẹp gạch

Hệ thống tay kẹp gạch được thiết kế với các má kẹp để đảm nhận vai trò giữ chặt hàng gạch ở phía dưới. Các má kẹp có vai trò quan trọng trong việc duy trì sự ổn định của hàng gạch và chuẩn bị cho quá trình nâng. Điều này đảm bảo rằng gạch không bị xô lệch hoặc mất ổn định khi tay kẹp bắt đầu thực hiện nhiệm vụ. Bên cạnh đó, hệ thống tay kẹp còn được trang bị các má dòn, có chức năng kẹp chặt lớp gạch cần di chuyển. Các má dòn được thiết kế để phá vỡ liên kết giữa các viên gạch hàng cần

kẹp và các viên gạch phía dưới do sự cháy dính sau quá trình nung. Ngoài ra, nhiệm vụ của má dòn còn là việc giữ chặt lớp gạch cần gấp trong quá trình di chuyển. Điều này đảm bảo rằng lớp gạch được nâng sẽ được giữ vững và không bị chia tách trong quá trình chuyển động. Hình 2 mô tả nguyên lý thiết kế của hệ thống tay kẹp.



Hình 2. Nguyên lý thiết kế của hệ thống tay kẹp:
01 – Má kẹp, 02 – Xy-lanh, 03 – Má định vị,
04 – Gạch mẫu

Quy trình vận hành của hệ thống tay kẹp như sau: (1) Hệ thống tay kẹp nhận tín hiệu điều khiển và tín hiệu điện thông qua bộ chuyển đổi và hệ thống điều khiển trung tâm. (2) Dựa trên thông tin nhận được, hệ thống thực hiện lệnh kẹp. Các má kẹp được đẩy vào để giữ chặt khối gạch. (3) Tiếp theo, hai má dòn được đẩy vào để ép chặt lớp gạch, chuẩn bị cho quá trình di chuyển tiếp theo. Hai chức năng này cho phép hệ thống tay kẹp thực hiện nhiệm vụ kẹp và di chuyển các lớp gạch một cách hiệu quả và an toàn. Hệ thống này không chỉ tối ưu hóa quá trình sản xuất mà còn đảm bảo tính toàn vẹn của sản phẩm gạch trong quá trình xử lý.

2.2. Xây dựng hệ thống thị giác máy

Hệ thống thị giác máy được xây dựng trên cơ sở xử lý ảnh: chuyển đổi không gian màu, lọc nhiễu, phân ngưỡng. Để thực hiện điều đó, nghiên cứu tiến hành chuyển đổi hệ màu RGB (bao gồm kênh màu đỏ (R), màu xanh lá cây (G), màu xanh nước biển (B)) sang hệ màu xám. Giá trị các pixel trong hệ màu xám được cho bởi công thức:

$$I(x,y)=0.299*R(x,y)+0.587*G(x,y)+0.114*B(x,y) \quad (1)$$

Trong công thức (1), $R(x,y)$, $G(x,y)$, $B(x,y)$ lần lượt là các tọa độ pixel trong hệ màu RGB. Để nâng cao mức tương phản, nghiên cứu thực hiện sử dụng bộ lọc Gaussian với ma trận hàm nhân được cho bởi:

$$H(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Trên cơ sở đó, ảnh đầu ra sau khi lọc được thực hiện bởi phép tích chập theo công thức sau:

$$U = I \otimes H \quad (3)$$

Để đơn giản hóa quá trình xác định khuyết tật của đối tượng, hình ảnh sau đó được xác định ngưỡng nhằm chuyển đổi dải màu từ 0 đến 255 thành ảnh nhị phân. Trong đó, ngưỡng đặt là $\theta = 128$. Nếu $U(x,y) < \theta$ thì giá trị pixel được biểu thị bằng 0 (đen) hoặc nếu $U(x,y) \geq \theta$ thì pixel được biểu thị bằng 255 (trắng).

Trên cơ sở ảnh nhị phân sau quá trình phân ngưỡng, nghiên cứu thực hiện phát hiện đường viền đối tượng từ ảnh nhị phân bởi thuật toán phát hiện hình vuông. Lưới hình ảnh đối tượng được coi là một nhóm các pixel màu đen trên nền trắng. Thuật toán bắt đầu ở góc dưới

bên trái của lưới và quét từng cột pixel từ dưới lên trên, bắt đầu từ cột ngoài cùng bên trái và di chuyển về phía bên phải. Thuật toán tiếp tục quét cho đến khi gặp một pixel màu đen. Để trích xuất đường viền của đối tượng, thuật toán thực hiện theo các bước sau: bất cứ khi nào điểm xét được định vị trên một pixel màu đen, bước tiếp theo là rẽ trái. Ngược lại, bất cứ khi nào điểm xét được định vị trên pixel màu trắng, bước tiếp theo là rẽ phải. Quá trình này tiếp tục cho đến khi các điểm xét quay trở lại điểm ảnh ban đầu.

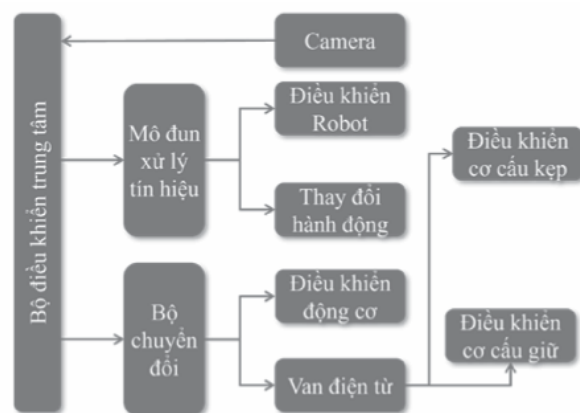
Sau đó, nghiên cứu tiến hành tính diện tích đường viền và so sánh để đưa ra kết luận. Để tìm diện tích của đường viền, thuật toán mô-men được sử dụng:

$$M_{p,q} = \int_{a_1}^{a_2} \int_{b_1}^{b_2} x^p y^q f(x,y) dx dy \quad (4)$$

Trong công thức (4), $f(x,y)$ biểu thị giá trị pixel tại tọa độ (x,y) ; p, q là các giá trị nguyên không âm ($p, q = 0, 1, 2, \dots$).

2.3. Xây dựng hệ thống điều khiển

Cấu trúc phần cứng được hiển thị trong hình. Ở trung tâm của hệ thống điều khiển là máy tính chủ, tích hợp các giao diện điều khiển và tất cả các mô-đun phần mềm để điều khiển toàn bộ hệ thống. Hệ thống thu nhận tín hiệu cảm biến và hệ thống thu nhận hình ảnh cấu thành phần đầu vào được sử dụng để thu thập thông tin môi trường bên ngoài (Hình 3).

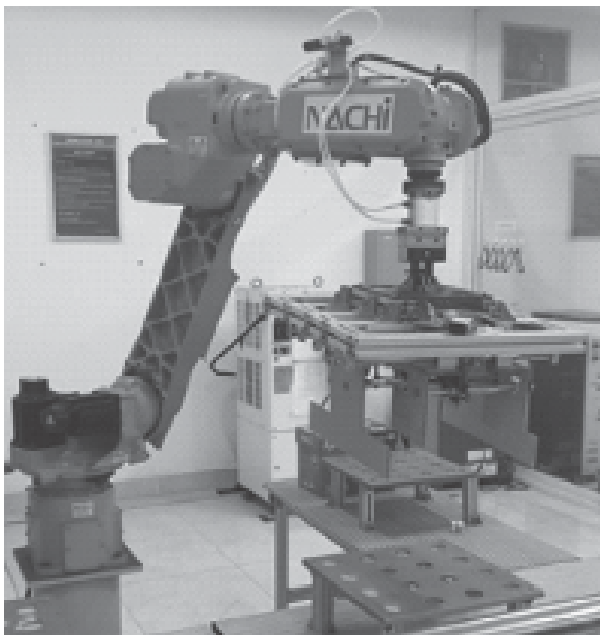


Hình 3. Sơ đồ điều khiển robot

Cấu trúc phần cứng của hệ thống được hiển thị trong hình bao gồm các thành phần sau: Ở trung tâm của hệ thống điều khiển là máy tính chủ, tích hợp các giao diện điều khiển và tất cả các mô-đun phần mềm để điều khiển toàn bộ hệ thống. Hệ thống cũng bao gồm một hệ thống thu nhận tín hiệu cảm biến và hệ thống thu nhận hình ảnh, sử dụng như là đầu vào để thu thập thông tin về môi trường bên ngoài. Quá trình bắt đầu bằng việc máy tính thu thập hình ảnh từ camera và áp dụng các thuật toán thị giác máy để trích xuất thông tin cần thiết từ hình ảnh. Thông tin này sau đó được chuyển đổi và định dạng thành dữ liệu số để chuẩn bị cho việc chuyển đổi giao diện. Module chuyển đổi nhận dữ liệu số từ máy tính và thực hiện việc chuyển đổi giao diện để tương thích với giao diện của robot. Dữ liệu được chuẩn bị sẵn sàng để chuyển tiếp cho quá trình điều khiển robot. Robot, như là thiết bị vận hành, nhận dữ liệu từ module chuyển đổi và thực hiện các hành động cần thiết như đi đến vị trí gấp, nâng và tiếp tục đi đến vị trí thả, sử dụng cơ cấu cuối cùng là tay kẹp để thực hiện các nhiệm vụ gấp thả gạch. Khi nhiệm vụ hoàn thành, robot gửi tín hiệu xác nhận về cho máy tính, báo cáo về việc hoàn thành nhiệm vụ.

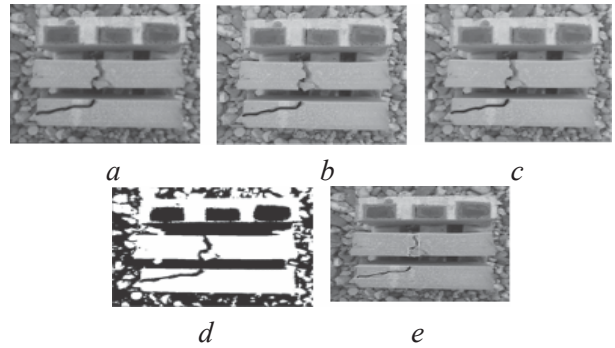
3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Trong nghiên cứu này, một mô hình thử nghiệm đã được xây dựng, bao gồm một camera và các viên gạch mẫu được xếp thành hai hàng, mỗi hàng có ba viên gạch, một hệ thống tay gấp gạch, bộ điều trung tâm. Tất cả các thành phần này được tích hợp trên robot NACHI MC20-01 có 6 bậc tự do tại phòng thí nghiệm robot công nghiệp, Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội (Hình 4).



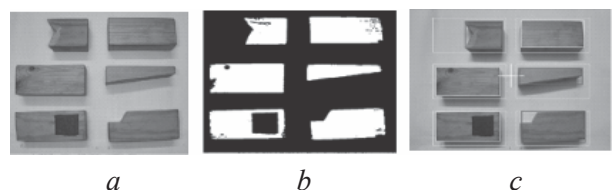
Hình 4. Hệ thống tay kẹp gạch sử dụng thị giác máy tích hợp trên robot NACHI MC20-01

Sau khi áp dụng giải thuật thị giác máy được đề xuất bởi nghiên cứu, kết quả thu được sau khi chuyển đổi không gian màu sang ảnh thang độ xám và áp dụng lọc nhiễu, phân ngưỡng và phát hiện khuyết tật cho các viên gạch có thể được quan sát trong Hình 5. Ngoài ra, để đảm bảo tải trọng giới hạn của robot NACHI MC20-01, chúng tôi sử dụng dạng gạch gỗ để thiết lập quy trình gấp gạch cho robot. Kết quả phát hiện khuyết tật cho gạch gỗ được thể hiện trên Hình 6.



Hình 5. Kết quả phát hiện khuyết tật trên gạch: a – Ảnh gốc; b – Ảnh xám; c – Ảnh sau lọc; d – Ảnh phân ngưỡng; e – Kết quả phát hiện khuyết tật

Dựa trên quan sát từ Hình 5 và Hình 6, có một số dấu hiệu nhận biết để nhận biết các vết nứt trên bề mặt gạch. Những dấu hiệu này bao gồm: Vết nứt chia đôi: Một vết nứt rõ ràng chạy ngang qua viên gạch, chia viên gạch thành hai phần; Nứt chéo: Các vết nứt theo đường chéo trên bề mặt gạch; Vết nứt bên nhỏ: Một vết nứt nhỏ nằm gần cạnh của viên gạch; Vết cháy dính: Xảy ra sau quá trình nung. Trong nghiên cứu này, dựa theo tỷ lệ diện tích, nếu diện tích vết nứt vượt quá 50% diện tích hình chữ nhật xung quanh vết nứt thì được coi là nằm ngoài phạm vi ước tính. Trong những trường hợp như vậy, nó không được phân loại là vết nứt mà là vết màu xám cháy do quá trình nung. Những viên gạch này vẫn đáp ứng được yêu cầu của người sử dụng và không bị coi là lỗi sản phẩm. Các thử nghiệm cho thấy độ chính xác nhận diện khuyết tật khoảng 99,2%. Ngoài ra, kết quả của nghiên cứu cũng cho thấy có thể nhận diện được đa dạng loại khuyết tật của gạch.



Hình 6. Phát hiện gạch vỡ trên gạch mô hình: a – Ảnh gốc; b – Ảnh nhị phân; c – Kết quả phát hiện khuyết tật

4. KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một mô hình hệ thống ghép gạch sử dụng giải thuật thị giác máy, tay kẹp tích hợp trên robot NACHI MC20-01. Tay kẹp được thiết kế linh hoạt gồm các má kẹp và má dẫn thực hiện nguyên lý tách các lớp gạch và di chuyển lớp gạch trên cùng. Các giải thuật thị giác máy được đề xuất tích hợp bao gồm một quy trình toàn diện để loại bỏ nhiễu ảnh gốc, chuyển đổi không gian màu và ứng dụng bộ lọc Gaussian. Ngưỡng và thuật toán phát hiện hình vuông được sử dụng để xác định chính xác ranh giới của các viên gạch và xác định các khu vực ranh giới của khuyết tật. Để đánh giá mức độ khuyết tật, phạm vi ước tính được đề xuất trong nghiên cứu, cho phép tính toán diện tích khuyết tật. Phạm vi ước tính này giúp xác định xem viên gạch có vết nứt cần xử lý hay các dấu hiệu quan sát được chỉ đơn giản là vết cháy trong quá trình nung. Các thử nghiệm cho thấy độ chính xác xác định khuyết tật khoảng 99,2%. Ngoài ra, ưu điểm đáng chú ý của nghiên cứu nằm ở khả năng xác định các khuyết tật ở nhiều dạng khác nhau mà không phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện mô hình, không giống như một số phương pháp cổ điển nhất định. Tuy nhiên, do giới hạn của việc sử dụng robot thì vẫn cần những nghiên cứu tiếp theo để tối ưu hóa quỹ đạo chuyển động, cải thiện giải thuật thị giác máy để nâng cao độ chính xác cũng như tải trọng của các viên gạch cần được xem xét trong các nghiên cứu tiếp theo.

Lời cảm ơn:

Nghiên cứu này được tài trợ kinh phí bởi Trường Đại học Công nghiệp Hà Nội (mã số đề tài: 05-2022-RD/HĐ-ĐHCN).❖

Ngày nhận bài: **15/4/2024**

Ngày phản biện: **08/5/2024**

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Pérez-Bahena, M. H., Niño-Suarez, P. A., Avilés Sánchez, O. F., Beleño, R. H., Caldas, O. I., & Pellico-Sánchez, O. I. (2024). *Trends in robotic systems for lower limb rehabilitation*. IETE Technical Review, 41(1), 98-109.
- [2]. Molfino, R., Cepolina, F. E., Cepolina, E., Cepolina, E. M., & Cepolina, S. (2024). *Robots trends and megatrends: artificial intelligence and the society*. *Industrial Robot: the international journal of robotics research and application*, 51(1), 117-124.
- [3]. Zhang, W., Li, H., Cui, L., Li, H., Zhang, X., Fang, S., & Zhang, Q. (2021). *Research progress and development trend of surgical robot and surgical instrument arm*. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 17(5), e2309.
- [4]. Kaur, M., Yanumula, V. K., & Sondhi, S. (2024). *Trajectory planning and inverse kinematics solution of Kuka robot using COA along with pick and place application*. Intelligent Service Robotics, 17, 289-302.
- [5]. Abdel-Qader, I., Abudayyeh, O., & Kelly, M. E. (2003). *Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges*. Journal of computing in civil engineering, 17(4), 255-263.
- [6]. Yu, S. N., Jang, J. H., & Han, C. S. (2007). *Auto inspection system using a mobile robot for detecting concrete cracks in a tunnel*. Automation in construction, 16(3), 255-261.
- [7]. Li, G., He, S., Ju, Y., & Du, K. (2014). *Long-distance precision inspection method for bridge cracks with image processing*. Automation in Construction, 41, 83-95.
- [8]. Nishikawa, T., Yoshida, J., Sugiyama, T., & Fujino, Y. (2012). *Concrete crack detection by multiple sequential image filtering*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 27(1), 29-47.
- [9]. Talukder, M. H., Ota, S., Takanokura, M., & Ishii, N. (2021). *Sub-dataset generation and matching for crack detection on brick walls using convolutional neural networks*. In DeLTA (pp. 191-197).
- [10]. Hallee, M. J., Napolitano, R. K., Reinhart, W. F., & Glisic, B. (2021). *Crack detection in images of masonry using CNNs*. Sensors, 21(14), 4929.
- [11]. Ravichand, M., Kumar, R., Hazela, B., & Suthar, T. (2022). *Crack on brick wall detection by computer vision using machine learning*. In 2022 6th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (pp. 1017-1020). IEEE.
- [12]. Dang, L. M., Wang, H., Li, Y., Nguyen, L. Q., Nguyen, T. N., Song, H. K., & Moon, H. (2022). *Construction and Building Materials*, 359, 129438.