Kỷ yếu Hội nghị Quốc gia lần thứ VIII về Nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ thông tin (FAIR); Hà Nội, ngày 9-10/7/2015
DOI: 10.15625/vap.2015.000194

PHÁT HIỆN PHỔ QUẦN THỂ RẦY NÂU DỰA TRÊN TIẾP CẬN XỬ LÝ ẢNH HÌNH THÁI

Trần Công Nghị[1], Trần Công Án[1], Huỳnh Xuân Hiệp[1, 2]

[1]Khoa Công nghệ thông tin & Truyền thông, Trường Đại học Cần Thơ
[2]Nhóm nghiên cứu liên ngành DREAM-CTU/IRD

tcnghivn@gmail.com, tcan@ctu.edu.vn, hxhiep@ctu.edu.vn

TÓM TẮT *- Các nghiên cứu về phát hiện phổ quần thể rầy nâu trong ảnh đang được quan tâm trong thời gian gần đây nhằm hỗ trợ giám sát các loài sâu bệnh trong nông nghiệp. Một trong những ứng dụng của hướng nghiên cứu này là sự kết hợp giữa các hệ thống bẫy đèn để tự động hóa việc đếm số lượng rầy nâu vào bẫy đèn để tự động hóa việc đếm số lượng rầy nâu vào bẫy đèn, vốn đang được thực hiện một cách thủ công. Trong bài viết này chúng tôi đề xuất một tiếp cận mới nhằm phát hiện phổ quần thể rầy nâu dựa trên các phép toán xử lý ảnh hình thái. Với tiếp cận này, các nét đặc trưng về cấu trúc hình dạng và kích thước của rầy nâu được làm rõ và trên cơ sở đó cho phép phát hiện phổ quần thể rầy nâu hiệu quả và chính xác. Cách tiếp cận này giúp giảm bớt thời gian, công sức và chi phí để phát hiện phổ quần thể rầy nâu trong ảnh (chẳng hạn như ảnh chụp từ các hệ thống bẫy đèn). Các kịch bản thực nghiệm cho thấy cách tiếp cận này cho kết quả tốt, phù hợp để trích lọc phổ quần thể rầy nâu và xác định được số lượng rầy nâu trong ảnh.*

Từ khóa *- Xử lý ảnh hình thái, phổ quần thể rầy nâu, giám sát sâu bệnh, hệ thống bẫy đèn.*

I. GIỚI THIỆU

Rầy nâu là một trong những loài dịch hại nguy hiểm nhất trên cây lúa hiện nay [1]. Chúng là tác nhân truyền nhiễm các loại bệnh nguy hiểm trên lúa gây tổn hại cho nền nông nghiệp nước ta cũng như các nước trồng lúa khác trên thế giới [1]. Vì vậy việc giám sát rầy nâu để xác định lịch gieo xạ cho lúa là một vấn đề cấp thiết đang được quan tâm. Một trong các phương pháp giám sát rầy nâu đang được sử dụng là dùng hệ thống bẫy đèn để theo dõi sự di cư của rầy nâu, giúp cho việc xác định lịch gieo xạ phù hợp. Tuy nhiên, việc phát hiện cũng như đếm số lượng rầy nâu vào bẫy đèn vẫn còn thực hiện bằng phương pháp thủ công, nên mất nhiều thời gian và công sức. Vì vậy, việc tìm ra một phương pháp phát hiện và đếm số lượng rầy vào đèn một cách tự động là hết sức cần thiết và cấp bách, giúp giảm công sức và thời gian trong công tác giám sát rầy nâu.

Đã có nhiều hướng nghiên cứu khác nhau để phát hiện và hạn chế những tổn hại bị gây ra bởi rầy nâu trong nông nghiệp như nghiên cứu bản đồ gene có khả năng kháng rầy từ sự pha trộn hai giống lúa kháng rầy đã được cải tiến là IR64 và Azucena để tìm ra các định lượng tính trạng (QTLs) dùng cho phòng tránh rầy nâu [2]. Một nghiên cứu khác cũng liên quan tới việc tạo ra bản đồ gene phòng tránh rầy nâu dựa trên sự kết hợp hai giống lúa kháng rầy là 'B5' và 'Minghui 63' [3]. Phương pháp nghiên cứu bản đồ gene để phòng tránh rầy nâu có ưu điểm là mang lại hiệu quả kháng rầy cao, tuy nhiên có khả năng làm thay đổi các đặc tính của giống lúa. Ngoài ra, khi sử dụng trong thời gian dài thì rầy nâu sẽ thích nghi với các gene này từ đó làm giảm hiệu quả kháng rầy. Hướng nghiên cứu thứ hai là dựa trên các đặc tính của cây lúa để phát hiện rầy nâu như nghiên cứu sử dụng hệ số phản xạ (reflectance) và hàm lượng diệp lục tố (SPAD reading) trên cây lúa để phát hiện mức độ nhiễm rầy [4] hoặc nghiên cứu phát hiện mật độ nhiễm rầy dựa vào các yếu tố môi trường như nhiệt độ, lượng mưa, độ ẩm tương đối [5]. Các nghiên cứu này giúp mở ra các hướng mới trong việc phát hiện và giám sát rầy nâu nhưng để mang lại hiệu quả thì cần phải có thời gian thực nghiệm và phân tích mối liên hệ giữa các yếu tố. Hướng nghiên cứu thứ ba là giám sát rầy nâu bằng cách ứng dụng công nghệ thông tin cụ thể là dựa vào xử lý tín hiệu hình ảnh như nghiên cứu về ảnh hưởng của rầy nâu dựa vào ảnh cây lúa [6], hoặc nghiên cứu về thiết kế hệ thống phát hiện rầy nâu dựa trên xử lý tín hiệu số [7]. Trong nghiên cứu này tác giả đã xây dựng được một hệ thống phát hiện rầy nâu dựa vào kỹ thuật thị giác máy cơ bản như phép toán phân ngưỡng sử dụng phân đơn ngưỡng (single-threshold segmentation) đồng thời áp dụng phép toán hình thái (mathematical morphology) để khử nhiễu và phát hiện rầy nâu dựa trên thuật toán trích lọc đường biên dựa trên biến đổi wavelet (Edge Extraction Based on Wavelet Transform). Hệ thống này cơ bản có thể phát hiện rầy nâu một cách tự đông tuy nhiên vẫn còn nhiều hạn chế do các hình ảnh rầy nâu được xử lý vẫn còn đơn giản (chưa giải quyết được các loại nhiễu phức tạp trong ảnh) và vẫn chưa đếm được số lượng rầy nâu trong ảnh. Ngoài ra phép toán hình thái chỉ đóng vai trò khử nhiễu và loại bỏ những phần thừa trong ảnh rầy nâu mà vẫn chưa tận dụng được ưu điểm của phép toán này đó là giúp phát hiện rầy nâu dựa trên làm rõ các nét đặc trưng về hình dạng, kích thước của chúng.

Trong bài viết này chúng tôi đề xuất một hướng tiếp cận mới nhằm phát hiện phổ quần thể rầy nâu chủ yếu dựa vào các phép toán xử lý ảnh hình thái. Cách tiếp cận này giúp làm rõ các nét đặc trưng về hình dạng, kích thước của rầy nâu, cho phép phát hiện phổ quần thể rầy nâu một cách hiệu quả và chính xác. Kết quả nghiên cứu sẽ giúp hỗ trợ trong việc xây dựng hệ thống bẫy đèn tự động giám sát rầy nâu thí điểm tại vùng Đồng bằng sông Cửu Long.

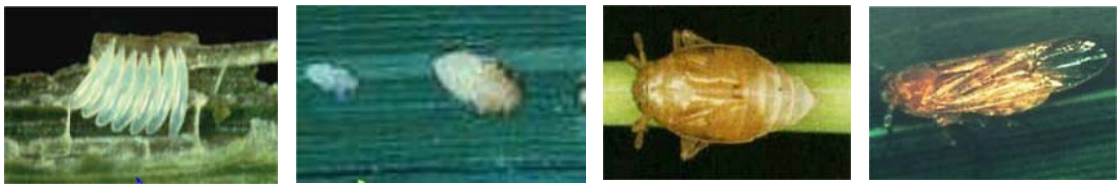
Bài viết được chia thành năm phần. Phần thứ nhất giới thiệu về mối nguy hại của rầy nâu trong nông nghiệp. Phần thứ hai trình bày về đặc điểm hình thái của rầy nâu và phép toán xử lý hình thái. Phần thứ ba đề cập đến mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu. Phần thứ tư trình bày các thực nghiệm và cuối cùng là phần kết luận.

II. ĐẶC ĐIỂM HÌNH THÁI CỦA RẦY NÂU VÀ PHÉP TOÁN XỬ LÝ HÌNH THÁI

A. Đặc điểm hình thái của rầy nâu

Rầy nâu (Nilaparvata lugens) [8] là một trong những loài sâu bệnh gây ra dịch hại trên lúa nghiêm trọng nhất ở nước ta cũng như các vùng trồng lúa khác trên thế giới. Chúng gây hại trực tiếp bằng cách chích hút nhựa ở cây lúa làm giảm sức sống gây khô cháy toàn bộ cây lúa (gọi là hiện tượng "cháy rầy"). Rầy nâu còn là tác nhân gây ra nhiều bệnh rất nghiêm trọng ở cây lúa như bệnh lúa cỏ, lùn xoán lá [8]

Rầy nâu có cơ thể màu nâu vàng đỉnh đầu nhô ra phía trước. Phần gốc râu có hai đốt nở to, đốt roi râu dài và nhỏ. Cánh trong suốt, giữa cạnh sau của mỗi cánh trước có một đốm đen. Rầy đực có cơ thể dài từ 3,6 – 4,0mm. Rầy cái màu xanh nhạt và kích thước to hơn rầy đực; chiều dài cơ thể từ 4 – 5mm, bụng to tròn, ở khoảnh giữa mặt dưới bụng có bộ phận để trứng bén nhọn màu đen. Đặc điểm hình thái để nhận dạng rầy nâu phụ thuộc vào các giai đoạn phát triển của chúng. Trứng rầy nâu đẻ thành từng hàng vào bên trong trong bẹ cây lúa, trứng rầy giống hình hạt gạo, dài từ 0,3 – 0,4mm, mới đẻ màu trắng trong, sắp nở màu (Hình 1a). Ấu trùng rầy nâu (rầy cám) khi mới nở rất nhỏ, màu trắng sữa, càng lớn rầy chuyển thành màu nâu nhạt (Hình 1b). Đặc điểm hình thái của rầy trưởng thành có sự khác nhau tùy vào từng loại: rầy cánh dài có cánh che phủ cả thân (Hình 1c); còn rầy cánh ngắn có cánh phủ đến đốt thứ 6 của thân mình (Hình 1d) [8].



(a) **(b)** **(c)** **(d)**

Hình 1. Các giai đoạn phát triển của rầy nâu [9]. (a)-trứng, (b)-rầy non, (c)-rầy cánh ngắn, (d)-rầy cánh dài

B. Phép toán hình thái

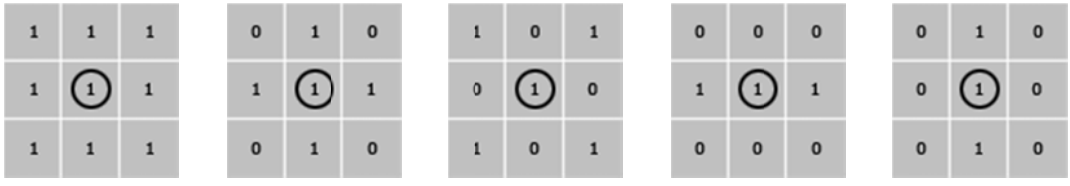
Phép toán hình thái (mathematical morphology) là một nguyên lý phân tích của cấu trúc không gian [10]. Hình thái (morphology) có nghĩa là hình dạng cấu trúc của đối tượng, nó diễn tả phạm vi về mối quan hệ giữa các thành phần của một đối tượng [10][11]. Phép toán hình thái được sử dụng để làm rõ những nét đặc trưng về hình dạng của một đối tượng ví dụ như phân tích hình dạng của một chiếc lá hay một loài côn trùng để phát hiện ra chúng. Phần lớn các phép toán xử lý hình thái được định nghĩa từ hai phép toán cơ bản là phép toán co ảnh (erosion) và giãn ảnh (dilation). Yếu tố quan trọng trong các phép toán này là lựa chọn một phần tử cấu trúc có hình dáng phù hợp.

1. Phần tử cấu trúc

Đối với ảnh nhị phân, phần tử cấu trúc là một ảnh có kích thước nhỏ gồm hai giá trị là 0 hoặc 1, các giá trị bằng 0 được bỏ qua trong quá trình tính toán, gọi H(i, j) là phần tử cấu trúc của ảnh nhị phân và được thể hiện như sau [12]:

$$H(i,j) \in \{0,1\}$$

Hình 2 mô tả một số hình dáng của phần tử cấu trúc thường được sử dụng trên ảnh nhị phân như dạng đường theo chiều ngang và dọc, hình vuông, hình ellipse,…



Hình vuông **Hình kim cương** **Hình chéo** **Hình đường ngang** **Hình đường dọc**

Hình 2. Một số hình dáng của phần tử cấu trúc phẳng

2. Phép co ảnh

Phép co ảnh (erosion) [11] nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B là tập hợp các điểm z (z là gốc của phần tử cấu trúc B) sao cho B_z là tập con của A. Phép co ảnh có thể được dùng để làm mảnh các nét chữ dày, nhòe trong ảnh chụp văn bản. Phép co ảnh nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B ký hiệu là $A \ominus B$ và được viết dưới dạng công thức như sau [10][11][12]:

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\}$$

3. Phép giãn ảnh

Phép giãn ảnh (dilation) [11] nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B là tập hợp các điểm z (z là gốc của phần tử cấu trúc B) sao cho phản xạ của B_z giao với tập A tại ít nhất một điểm. Phép giãn ảnh có thể được dùng để làm dày các nét chữ mảnh trong ảnh chụp văn bản. Phép giãn ảnh nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B ký hiệu là $A \oplus$ B và được viết dưới dạng công thức như sau [10][11][12]:

$$A \oplus \mathrm{B} = \left\{ z \middle| \left[\left(\hat{B} \right)_z \cap A \right] \subseteq A \right\}$$

4. Phép mở ảnh

Phép mở ảnh (openning) [11] nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B là sự áp dụng của phép toán co ảnh rồi phép toán giãn ảnh của tập hợp A và phần tử cấu trúc B. Phép mở ảnh có thể giúp loại bỏ các nét thừa của ký tự trong ảnh chụp văn bản. Ký hiệu của phép mở ảnh là $A \circ$ B và được xác định bởi công thức:

$$A \circ \mathrm{B} = (A \ominus B) \oplus B$$

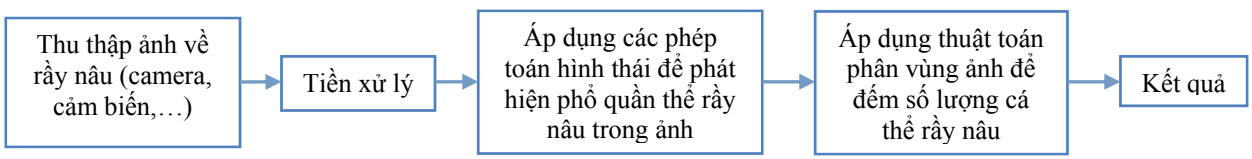
5. Phép đóng ảnh

Phép đóng ảnh (closing) [11] nhị phân của tập hợp A bởi phần tử cấu trúc B là sự áp dụng của phép toán giãn ảnh rồi phép toán co ảnh của tập hợp A và phần tử cấu trúc B. Phép đóng ảnh có thể giúp khôi phục các nét đứt của ký tự trong ảnh chụp văn bản. Ký hiệu của phép đóng ảnh là $A \cdot B$ và được xác định bởi công thức:

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$$

III. MÔ HÌNH PHÁT HIỆN PHỔ QUẦN THỂ RẦY NÂU

Mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu (Hình 3) được thực hiện dựa trên tiếp cận xử lý ảnh hình thái. Đầu tiên ảnh chụp về rầy nâu được thu thập bằng camera hoặc thiết bị cảm biến. Sau đó hình ảnh sẽ được tiền xử lý để lọc nhiễu, nâng cao độ tương phản để nâng cao chất lượng ảnh. Sau khi được tiền xử lý hình ảnh sẽ được áp dụng các phép toán hình thái phù hợp để phát hiện phổ quần thể rầy nâu trong ảnh. Cuối cùng, thuật toán phân vùng ảnh được áp dụng để đếm số lượng cá thể rầy nâu trong ảnh. Kết quả sau khi áp dụng mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu trong ảnh sẽ được tổng hợp và phân tích để đánh giá hiệu quả mô hình.



Hình 3. Mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu

A. Thu thập ảnh về rầy nâu

Bước đầu tiên của mô hình là phải thu thập các hình ảnh về rầy nâu để làm tập dữ liệu thực nghiệm cho mô hình. Hình ảnh rầy nâu có thể được ghi lại bằng các loại công cụ ghi hình khác nhau (camera, cảm biến,…). Các hình ảnh thu được phải phù hợp với thực tế cần áp dụng (ví dụ trong tình huống này là các hình ảnh được ghi từ bẫy đèn nên hình ảnh có thể có độ sáng phân bố không đều và có nhiễu).

B. Tiền xử lý

Mục tiêu của bước tiền xử lý ảnh là để nâng cao chất lượng ảnh bằng cách lọc nhiễu và nâng cao độ tương phản của ảnh. Hình ảnh sau khi xử lý phải là ảnh nhị phân để áp dụng được các phép toán hình thái (Hình 5). Đầu tiên hình ảnh đầu vào được chuyển đổi thành ảnh xám, sau đó tiến hành nâng cao độ tương phản của ảnh xám và cuối cùng là chuyển đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân.

1. Chuyển đổi ảnh RGB thành ảnh xám

Các hình ảnh thu thập trong thực tế thường sử dụng hệ màu RGB, trong đó mỗi điểm ảnh (pixel) được tạo thành bởi cường độ của ba thành phần màu sắc: đỏ (red), xanh lá (green) và xanh dương (blue). Hệ màu RGB đòi hỏi nhiều không gian lưu trữ và mất nhiều thời gian trong việc xử lý hình ảnh, đặc biệt là khi áp dụng các phép toán hình thái. Vì vậy, chúng tôi sẽ tiến hành chuyển đổi ảnh màu qua ảnh xám trước khi tiến hành phát hiện và đếm số lượng rầy nâu. Phương pháp chuyển đổi được thực hiện theo công thức sau [13]:

$$I(x, y) = 0{,}2989 \times R + 0{,}587 \times G + 0{,}114 \times B$$

Trong đó I(x, y) là mức xám tại điểm ảnh có tọa độ là (x, y). (R, G, B) là cường độ của màu đỏ, màu xanh lá và màu xanh dương.

2. Nâng cao độ tương phản của ảnh xám

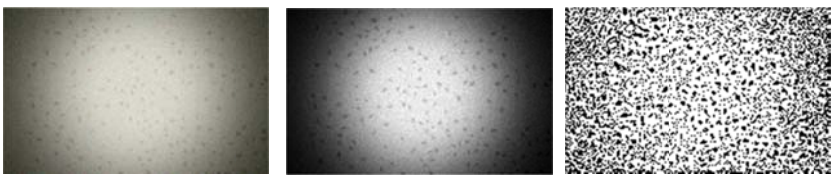
Sau khi chuyển sang ảnh xám thì công việc tiếp theo là tiến hành nâng cao độ tương phản để làm ảnh rõ nét hơn dựa trên thuật toán căng tổ chức đồ (linear transform histogram) [13]. Giải thuật được thực hiện dựa vào công thức sau:

$$I'(x,y) = 255 \times \frac{(I(x,y) - min)}{(max - min)}$$

Trong đó I(x, y) là mức xám tại điểm ảnh có tọa độ là (x, y), max là giá trị mức xám lớn nhất trong ảnh, min là giá trị mức xám nhỏ nhất trong ảnh, I'(x, y) là giá trị mức xám sau khi tiến hành căng tổ chức đồ tại điểm ảnh có tọa độ (x, y).

3. Chuyển đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân

Để chuyển đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân chúng tôi sử dụng phương pháp phân ngưỡng thích ứng (adaptive threshold) [14]. Phương pháp này thường được sử dụng trong trường hợp hình ảnh có sự phân bố độ sáng không đều. Do hình ảnh rầy nâu được ghi lại trong điều kiện trời tối dùng ánh sáng của bẫy đèn nên độ sáng trong ảnh sẽ không đều nên chúng tôi chọn phương pháp phân ngưỡng thích ứng trong trường hợp này.

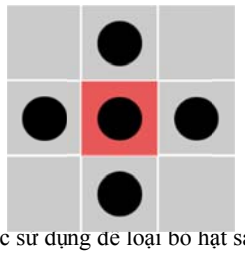


(a) **(b)** **(c)**

Hình 4. Hình ảnh kết quả bước tiền xử lý. (a)-ảnh màu, (b)-ảnh xám, (c)-ảnh nhị phân

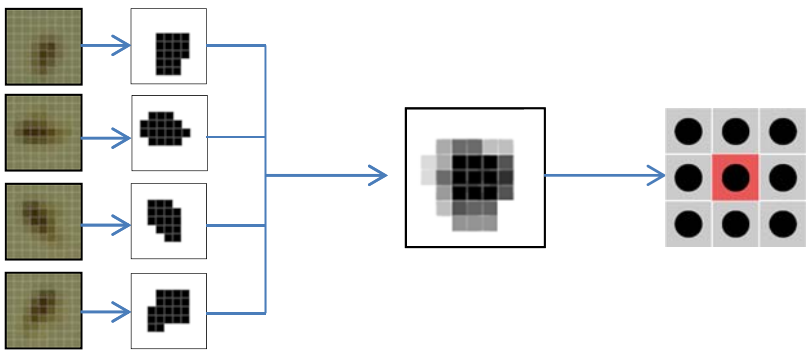
C. Phân lớp phổ quần thể rầy nâu dựa trên các phép toán hình thái

Do các hình ảnh rầy nâu được chụp lại trong điều kiện ánh sáng không đồng đều nên các hình ảnh rầy nâu sau khi được tiền xử lý có thể bị sai lệch, xuất hiện các phần thừa hoặc thiếu so với hình dạng ban đầu. Từ đó cần đề xuất một phần tử cấu trúc thứ nhất nhằm mục đích loại bỏ các nhiễu hạt nhỏ cũng như phục hồi lại hình dạng rầy nâu (Hình 5).



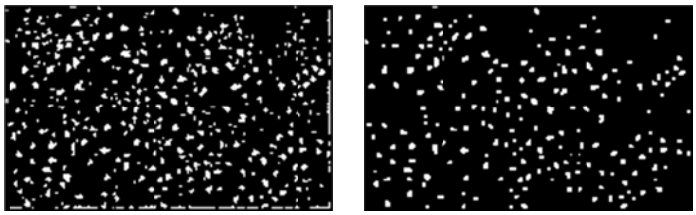
Hình 5. Phần tử cấu trúc thứ nhất được sử dụng để loại bỏ hạt sạn và khôi phục hình dạng rầy nâu trong ảnh

Sau khi khôi phục được hình dạng của rầy nâu trong ảnh. Bước tiếp theo ta cần áp dụng các phép toán hình thái để loại bỏ các đối tượng không phải rầy nâu dựa trên đặc điểm hình thái của rầy nâu. Để áp dụng phép toán hình thái thì yếu tố quan trọng là phải tìm được phần tử cấu trúc phù hợp với phép toán. Phần tử cấu trúc này có thể được tìm thấy bằng cách phân tích một vài mẫu rầy nâu từ đó suy ra được phần tử cấu trúc cần tìm (Hình 6).



Hình 6. Một số mẫu rầy được sử dụng để tìm phần tử cấu trúc thứ hai.

Quá trình phân lớp phổ quần thể rầy nâu được thực hiện dựa trên phép mở ảnh (opening) của phần tử cấu trúc thứ nhất lên ảnh nhị phân thu được ở bước tiền xử lý. Phép toán này giúp loại bỏ nhiễu hạt có kích thước nhỏ, phục hồi kích thước và hình dạng của phần tử rầy nâu trong ảnh đồng thời còn giúp tách rời các phần tử rầu nâu nằm gần nhau (Hình 7a). Sau khi áp dụng phép toán thì vẫn còn một số phần tử không phải là rầy nâu tồn tại trong ảnh. Để loại bỏ các phần tử này thì tiếp tục thực hiện phép toán mở ảnh của phần tử cấu trúc thứ hai với ảnh mới xử lý. Kết quả sau khi áp dụng các phép toán hình thái giúp phát hiện phổ quần thể rầy nâu trong ảnh (Hình 7b).



(a) **(b)**

Hình 7. (a)-Ảnh nhị phân thu được khi áp dụng phép toán hình thái với phần tử cấu trúc thứ nhất, (b)- Ảnh nhị phân thu được khi áp dụng phép toán hình thái với phần tử cấu trúc thứ hai

D. Đếm số lượng các cá thể trong phổ quần thể rầy nâu dựa vào phương pháp gán nhãn vùng tuần tự

Chức năng đếm số lượng rầy nâu trong ảnh đã phát hiện phổ quần thể rầy nâu được thực hiện bằng phương pháp gán nhãn vùng tuần tự (sequential region labeling) [15] sử dụng khái niệm 4 liên thông (4-connected) [15]. Kết quả sau khi thực hiện phương pháp này sẽ thu được các vùng được gán nhãn rời nhau trong ảnh (Hình 8).

Hình 8. Ảnh thu được sau khi áp dụng thuật toán phân vùng

Giải thuật: Phát hiện phổ quần thể rầy nâu.

Đầu vào: ảnh rầy nâu *inImage*.
Đầu ra: ảnh sau khi phát hiện phổ quần thể rầy nâu *outImage* và số lượng rầy nâu *countBPH*.
Các bước trong giải thuật:
Bước 1: tạo các hình ảnh có kích thước bằng với kích thước ảnh rầy nâu ban đầu *inImage:*
grayImage: lưu ảnh xám.
binaryImage: lưu ảnh nhị phân.
inverseImage: lưu nghịch đảo của ảnh nhị phân.
morImage: lưu ảnh sau khi áp dụng phép toán hình thái.
outImage: lưu ảnh kết quả sau khi áp dụng phép toán đếm số lượng rầy nâu.
Bước 2: khởi tạo phần tử cấu trúc áp dụng cho phép toán hình thái:
structElement1: phần tử cấu trúc có dạng hình thoi kích thước là 3.
structElement2: phần tử cấu trúc có dạng hình vuông có kích thước là 3.
Bước 3: chuyển đổi hình ảnh đầu vào *inImage* thành ảnh xám và lưu vào biến ảnh xám *grayImage* (tham khảo giải thuật trong phần III.B.1):
grayImage = convertToGray(inImage);
Bước 4: nâng cao độ tương phản của ảnh xám *grayImage* và lưu tiếp vào biến ảnh xám *grayImage* (tham khảo giải thuật trong phần III.B.2):
grayImage = linearTransform(grayImage);
Bước 5: chuyển đổi ảnh xám *grayImage* thành ảnh nhị phân *binaryImage* (tham khảo giải thuật trong phần III.B.3):
binaryImage = convertToBinary(grayImage);
Bước 6: lấy nghịch đảo của ảnh nhị phân *binaryImage* và lưu vào biến ảnh nghịch đảo *reImage*
inverseImage = inverseBinaryImage(binaryImage);
Bước 7: áp dụng phép toán mở ảnh lên ảnh nghịch đảo *invertImage* sử dụng phần tử cấu trúc có dạng hình thoi *structElement1* (tham khảo phần II.B):
morImage = openingImage(inverseImage, structElement1);
Bước 8: áp dụng phép toán mở ảnh lên ảnh *morImage* sử dụng phần tử cấu trúc có dạng hình vuông *structElement2* (tham khảo phần II.B):
morImage = openingImage(morImage, structElement2);
Bước 9: áp dụng thuật toán gán nhãn vùng tuần tự lên ảnh sau khi được áp dụng phép toán hình thái *morImage* để đếm số lượng rầy nâu và lưu kết quả số lượng rầy nâu vào biến kết quả *countBPH* đồng thời lưu hình ảnh sau khi phân vùng vào biến *outImage* (tham khảo giải thuật phần III.D):
countBPH = sequentialRegionLabeling(morImage, outImage);

E. Phương pháp đánh giá

Có nhiều phương pháp khác nhau để đánh giá hiệu quả của các thuật toán nhận dạng đối tượng trong xử lý ảnh. Trong đó, đánh giá dựa trên sự quan sát của chuyên gia là phương pháp cơ bản thường được áp dụng. Một phương pháp khác là sử dụng độ đo precision, recall và F_1 [16] để đánh giá hiệu quả của thuật toán nhận dạng như nhận dạng đường biên [17], phát hiện vùng nổi bật trong hình ảnh [18]. Trong bài viết này, chúng tôi cũng sử dụng các độ đo này để đánh giá độ chính xác của mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu. Độ đo precision dùng để tính toán tỉ lệ rầy nâu tìm được chính xác trong tổng số rầy nâu tìm được và được xác định bằng công thức:

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

Độ đo recall dùng để tính toán tỉ lệ rầy nâu tìm được chính xác trong tổng số rầy nâu thực sự có trong ảnh và được xác định bằng công thức:

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

Độ đo F_1 là sự kết hợp của hai độ đo precision, recall và được xác định bằng công thức:

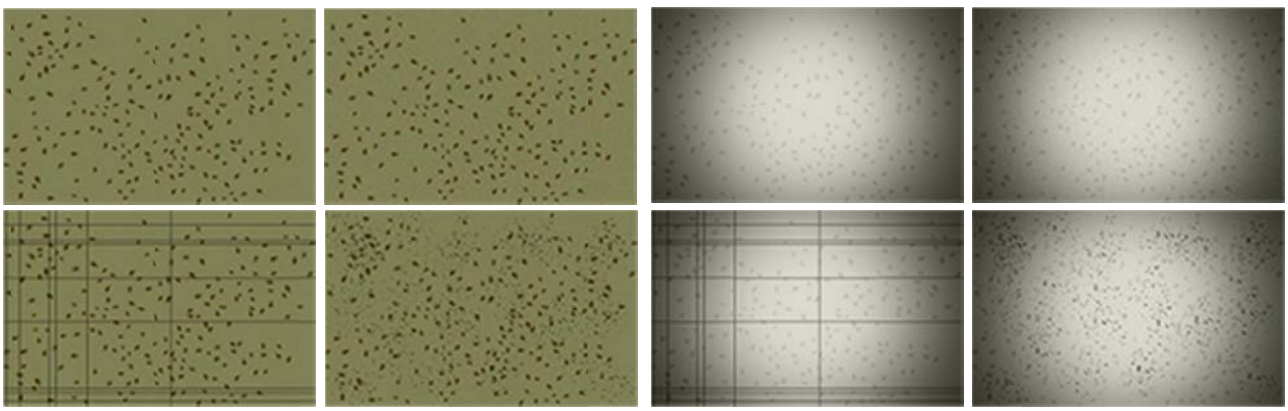
$$F_1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

Trong đó TP là số phần tử rầy nâu được hệ thống phát hiện là rầy nâu, FP là số phần tử không phải rầy nâu được hệ thống phân vùng là rầy nâu và FN là số phần tử rầy nâu không được hệ thống phát hiện là rầy nâu.

IV. THỰC NGHIỆM

A. Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu thực nghiệm gồm các hình ảnh được ghi lại bằng camera pixy [19] có độ phân giải 320x200. Camera pixy có độ phân giải thấp, nhằm giảm dung lượng ảnh và thời gian khi gửi hình ảnh thu được từ camera về máy trạm. Hình ảnh rầy nâu sẽ được chụp lại với điều kiện buổi tối dùng ánh sáng đèn và gồm nhiều trường hợp nhiễu khác nhau (Hình 9) để thử nghiệm khả năng của mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu rầy nâu. Tập dữ liệu được chia làm hai lớp hình ảnh, lớp hình ảnh có độ sáng phân bố đều và lớp hình ảnh có độ sáng phân bố không đều. Với mỗi lớp hình ảnh sẽ gồm 100 ảnh với bốn nhóm hình ảnh khác nhau mỗi nhóm gồm 25 hình ảnh: nhóm hình ảnh bình thường, nhóm hình ảnh nhiễu hạt, nhóm hình ảnh nhiễu đốm đen và nhóm hình ảnh nhiễu sọc ngang dọc.



(a) **(b)**

Hình 9. Ví dụ một số ảnh rầy nâu trong các điều kiện ánh sáng và nhiễu khác nhau. (a)-các hình ảnh thuộc nhóm ảnh có độ sáng phân bố không đồng đều, (b)-các hình ảnh thuộc nhóm ảnh có độ sáng phân bố không đồng đều

B. Công cụ MIP – NETGEN

Mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu được chúng tôi cài đặt bằng ngôn ngữ SmallTalk [20] và được xây dựng thành một gói có tên gọi là MorphologyImageProcessing (MIP) trên hệ nền NetGen [21]. Gói này được cài đặt thành các môđun đảm nhận những vai trò khác nhau như môđun về xây dựng phần tử cấu trúc, môđun về các phép toán xử lý ảnh cơ bản và quan trọng nhất là môđun các phép toán hình thái. Các môđun này sẽ được áp dụng vào xây dựng mô hình phát hiện rầy nâu trong bài viết này.

C. Đánh giá thực nghiệm

Sau khi áp dụng mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu vào tập dữ liệu đầu vào gồm 200 ảnh rầy nâu với các trường hợp phân bố độ sáng và nhiễu khác nhau thu được bảng kết quả sau:

Bảng 1. Kết quả thực nghiệm của mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu

Lớp hình ảnh	Số rầy phát hiện	TP	FN	FP	Độ đo		
					Precision	Recall	F1
Độ sáng phân bố đều	196,8	196,20	3,64	0,60	99,70%	98,18%	98,93%
Độ sáng phân bố đều, có nhiễu hạt	196,68	195,88	3,96	0,80	99,59%	98,02%	98,80%
Độ sáng phân bố đều, có đốm đen	205,72	196,28	3,56	9,44	95,41%	98,22%	96,79%
Độ sáng phân bố đều, có sọc dọc ngang	195,76	195,20	4,64	0,56	99,71%	97,68%	98,69%
Độ sáng phân bố không đều	201,4	187,84	12	13,56	93,27%	94,00%	93,63%
Độ sáng phân bố không đều, có nhiễu hạt	179,88	177,36	22,48	2,52	98,60%	88,75%	93,42%
Độ sáng phân bố không đều, có đốm đen	183,2	167,68	32,16	15,52	91,53%	83,91%	87,55%
Độ sáng phân bố không đều, có sọc dọc ngang	150,56	148,88	50,96	1,68	98,88%	74,50%	84,98%
Số rầy nâu trung bình trong ảnh: 199,84							

Dựa vào bảng kết quả, ta có:

1. Với lớp hình ảnh có độ sáng phân bố đều

Độ đo F_1 cho kết quả tốt hơn so với lớp hình ảnh có độ sáng phân bố không đều. Trong đó nhóm hình ảnh không có nhiễu cho kết quả độ đo F_1 tốt nhất (98,93%). Trung bình 199,84 con rầy thì số lượng rầy phát hiện đúng là 196,2 con, số lượng rầy không phát hiện được là 3,64 con và số lượng phát hiện sai là 0,6 con. Đối với các trường hợp nhiễu khác thuộc lớp ảnh có độ sáng phân bố đều thì độ đo F_1 thấp nhất là 96,79% thuộc nhóm hình ảnh có loại nhiễu đốm đen. Trung bình 199,84 con rầy thì phát hiện chính xác là 196,28 con, số lượng rầy không phát hiện được là 3,56 con và số lượng phát hiện sai là 9,44 con cao nhất trong lớp ảnh có độ sáng phân bố đều . Lý do loại nhiễu này có số lượng phát hiện nhầm cao là do các đốm đen chưa bị loại bỏ sau quá trình tiền xử lý và bị phát hiện nhầm là rầy nâu nên làm tăng tỉ lệ phát hiện nhầm và làm giảm độ chính xác.

2. Với lớp hình ảnh có độ sáng phân bố không đều

Độ đo F1 cho kết quả không tốt bằng lớp ảnh có độ sáng phân bố đều. Do độ sáng phân bố không đều nên một số vùng trong ảnh quá sáng còn một số vùng khác quá tối làm ảnh hưởng đến bước tiền xử lý trong mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu. Các hình ảnh khi được chuyển đổi từ ảnh màu thành ảnh nhị phân sẽ bị mất đi một số vùng có rầy nâu đồng thời xuất hiện thêm một số vùng không phải rầy nâu dẫn đến kết quả phát hiện phổ quần thể rầy nâu không tốt. Trong lớp ảnh này thì nhóm ảnh không có nhiễu cho kết quả độ đo F_1 tốt nhất (93,63%) nhưng vẫn thấp hơn so với lớp ảnh có độ sáng phân bố đều (thấp nhất là 96,79%). Trung bình 199,84 con rầy thì số lượng rầy phát hiện đúng là 187,84 con, số lượng rầy không phát hiện được là 12 con và số lượng phát hiện sai là 13,56 con. Không giống với lớp ảnh có độ sáng phân bố đều, nhóm ảnh có độ đo F_1 thấp nhất là nhóm ảnh có độ sáng phân bố không đồng đều có nhiễu sọc dọc ngang (84,98%). Trung bình 199,84 con rầy thì số lượng rầy phát hiện đúng là 148,88 con, số lượng rầy không phát hiện được là 50,96 con và số lượng phát hiện sai là 1,68 con. Nguyên do nhiễu sọc dọc ngang cho kết quả kém nhất là do các lằn nhiễu sọc ngang gây ảnh hưởng đến quá trình chuyển đổi ảnh xám thành ảnh nhị phân khi áp dụng thuật toán phân ngưỡng thích ứng. Thuật toán phân ngưỡng thích ứng hoạt động dựa trên nguyên tắc tính toán mức xám trong khu vực xung quanh điểm ảnh cần phân ngưỡng nên việc xuất hiện nhiễu sọc dọc ngang làm kết quả phân ngưỡng bị sai lệch.

3. So sánh cả hai lớp hình ảnh

Trong cả hai lớp hình ảnh thì nhóm hình ảnh không có nhiễu cho kết quả tốt nhất trong mỗi lớp (98,93% trong lớp ảnh có độ sáng phân bố đều và 93,63% trong lớp ảnh có độ sáng phân bố không đều). Nhóm hình ảnh có nhiễu đốm đen có số lượng phát hiện sai cao nhất (9,44 con trong lớp ảnh có độ sáng phân bố đều và 15,52 con trong lớp ảnh có độ sáng phân bố không đều) trong khi nhóm ảnh có nhiễu sọc dọc ngang có số lượng rầy không phát hiện được là cao nhất (4,64 con trong lớp ảnh có độ sáng phân bố đều và 50,96 con trong lớp ảnh có độ sáng phân bố không đều) trong mỗi lớp ảnh. Nhóm hình ảnh có độ sáng phân bố đều, không có nhiễu cho kết quả phát hiện phổ quần thể rầy nâu tốt nhất và nhóm hình ảnh có độ sáng phân bố không đều, có nhiễu sọc dọc ngang cho kết quả phát hiện phổ quần thể rầy nâu kém nhất.

V. KẾT LUẬN

Chúng tôi đã đề xuất một mô hình mới để phát hiện phổ quần thể rầy nâu dựa trên hướng tiếp cận xử lý ảnh hình thái. Mô hình này thực hiện qua các bước: thu thập hình ảnh, tiền xử lý, áp dụng các phép toán hình thái để phát hiện phổ quần thể rầy nâu và đếm số lượng rầy nâu có trong ảnh. Kết quả khi áp dụng mô hình phát hiện phổ quần thể rầy nâu cho kết quả tốt nhất trong trường hợp ảnh có độ sáng phân bố đều không có nhiễu và cho kết quả kém nhất trong trường hợp ảnh có độ sáng phân bố không đều và có nhiễu sọc dọc ngang. Do đó, để nâng cao độ chính xác của mô hình thì cần phải đề xuất một phương pháp tiền xử lý ảnh hiệu quả để khử nhiễu và làm giảm ảnh hưởng của sự phân bố độ sáng không đều. Mô hình này sẽ hỗ trợ trong việc xây dựng các chức năng trong hệ thống bẫy đèn giám sát rầy nâu tự động thí điểm tại vùng Đồng bằng song Cửu Long. Trong tương lai chúng tôi sẽ tiến hành thực nghiệm mô hình trong thực tế để có thể cải tiến và nâng cao hiệu quả của mô hình.

VI. TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] K. E. Mueller, E. A. Heinrich, J. A. Litsinger, F. N. ponnamperuma, K. Moody, S. K. De Datta, *Những thiệt hại trên ruộng lúa nhiệt đới (xuất bản lần hai)*, Viện nghiên cứu lúa gạo quốc tế (IRRI), 1983.

[2] S. N. Alam, M. B. Cohen, "Detection and analysis of QTLs for resistance to the brown planthopper, Nilaparvata lugens, in a doubled-haploid rice population", *Theoretical and Applied Genetics (Volume 97, Issue 8)*, pp. 1370-1379, Springer-Verlag, 1998.

[3] Z. Huang, G. He, L. Shu, X. Li, Q. Zhang, "Identification and mapping of two brown planthopper resistance gens in rice", *Theoretical and Applied Genetics (Volume 102, Issue 6-7)*, pp. 929-934, Springer-Verlag, 2001.

[4] Jian-Rong Huang, Jia-Yi Sun, Huai-Jian Liao, Xiang-Dong Liu, "Detection of brown planthopper infestation based on SPAD and spectral data from rice under different rates of nitrogen fertilizer", *Precision Agricuture (Volume 16, Issue 2)*, Springer-Verlag, pp. 148-163, 2015.

[5] Phasannakumar, N. R., Chander, Subhash, "Weather-based brown planthopper prediction model at Mandya, Karnataka", *Journal of Agrometeorology*, pp. 126-129, 2014.

[6] Thuan Trong Nguyen, Hiep Xuan Huynh, Muriel Visani, Jean-Daniel Zucker, "Identifying the effects of Brown Plant Hopper based on rice images", *SIOD'13 – The International Conference Statistics and its Interactions with Other Discilines*, pp. 1-5, 2013.

[7] Xiuguo Zou, "Design of Recognition System for Rice Planthooper over Digital Signal Processor", *Proceeding of the International Conference on Information Engineering and Applications (IEA)*, Springer-Verlag, 2013.

[8] Nguyễn Văn Huỳnh, Lê Thị Sen, *Côn trùng gây hại cây trồng*, Nhà xuất bản Nông nghiệp, 2011.

[9] Bùi Bá Bổng, Nguyễn Văn Huỳnh, Nguyễn Hữu Huân, Hồ Văn Chiến, Ngô Vĩnh Viễn, Mai Thành Phụng, Phạm Văn Dư, Rogelio Cabunagan, *Sổ tay hướng dẫn phòng trừ rầy nâu truyền bệnh vàng lùn, lùn xoán lá hại hại lúa*, Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn, 2006.

[10] Jean Serra, Pierre Soille, *Mathematical Morphology and Its Applications to Image Processing*, Kluwer Academic, 1994.

[11] Metheron Georges, Jean Serra, *Image analysis and mathematical morphology*, Academic Press, 1983.

[12] Soille, Pierre, Pesaresi, Martino, Ouzounis, Georgios (Eds), *Proceedings of the 10th International Symposium on Mathematical Morphology and Its Applications to Image and Signal Processing (ISMM 2011)*, Springer-Verlag, 2011.

[13] Gonzalez, Rafael C., Richard Eugene Woods, and Steven L. Eddins, *Digital Image Processing using Matlab*, Pearson Education India, 2004.

[14] Bradley, Derek, Gerhard Roth, "Adaptive Thresholding Using the Integral Image", *Journal of Graphics, GPU, and Game Tools (Volume 12, Issue 2)*, pp.13-21, 2007.

[15] Chris Solomon, Toby Breckon, *Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab*, John Wiley & Sons, 2011.

[16] David D. Lewis, William A. Gale, "A Sequential Algorithm for Training Text Classifiers", *Proceedings of the 17th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Springer-Verlag, 1994.

[17] Iasonas Kokkinos, "Boundary Detection using F-Mesure-, Filter- and Feature- (F^3) boost", *Lecture Notes in Computer Science (Volume 6312)*, pp. 650-663, Springer-Verlag, 2010.

[18] Peng Jiang, Haibin Ling, Jingyi Yu, Jingliang Peng, "Salient Region Detection by UFO: Uniqueness, Focusness and Objectness", *2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1976-1983, 2013.

[19] http://charmedlabs.com/default/pixy-cmucam5

[20] Hopkins, Trevor, and Bernard Horan, *Smalltalk: an introduction to application development using VisualWorks*, Prentice Hall International (UK) Ltd., 1995.

[21] Bernard Pottier, Pierre-Yves Lucas, *Dynamic networks NetGen: objectives, installation, use, and programming*, Université de Bretagne Occidentable, 2014.

DETECTING PLANTHOPPER POPULATION BASED ON MORPHOLOGY IMAGE PROCESSING

Tran Cong Nghi[1], Tran Cong An[1], Huynh Xuan Hiep[1, 2]

[1]College of Information and Communication Technology, Can Tho University
[2]DREAM-CTU/IRD

tcnghivn@gmail.com, tcan@ctu.edu.vn, hxhiep@ctu.edu.vn

ABSTRACT *- Detecting planthopper population in images is concerned in recent years to support the insect monitoring application in agriculture. Combination the result of this research to the light trap systems will help to automate the counting of planthoppers falling in the trap, which is currently done manually. In this paper, a new approach to detect planthoppers in images based on morphological operations. By applying these operations appropriately, shape structure and size of the planthoppers in images can be identified. This helps to detect planthoppers in images (e.g. that are taken from light traps) more effective and accurate, and reduce time and effort in doing this task. The experimental results show that the proposed approach is suitable for detecting and counting planthoppers in images.*

Keywords *- morphology image processing, planthopper population, insect monitoring, light trap system.*