

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



NGUYỄN THỊ DUYÊN

**NGHIÊN CỨU GIẢI PHÁP ĐIỀU HƯỚNG
CHO ROBOT DI ĐỘNG PHỤC VỤ GIÁM SÁT
MÔI TRƯỜNG VÀ SỰ PHÁT TRIỂN CỦA
CÂY TRỒNG TRONG NÔNG NGHIỆP**

**TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ
KỸ THUẬT ĐIỆN, ĐIỆN TỬ VÀ VIỄN THÔNG**

Ngành: Kỹ thuật điều khiển và tự động hóa

Mã số: 9 52 02 16

Hà Nội - 2026

Công trình được hoàn thành tại: Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

Người hướng dẫn khoa học:

1. Người hướng dẫn 1: TS. Ngô Mạnh Tiến, Viện Vật Lý, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam
2. Người hướng dẫn 2: GS.TS. Phan Xuân Minh, Trường Quốc Tế, Đại học Quốc gia Hà Nội

Phản biện 1: PGS.TS. Đào Tuấn

Phản biện 2: PGS.TS. Huỳnh Đức Hoàn

Phản biện 3: PGS.TS. Nguyễn Tùng Lâm

Luận án được bảo vệ trước Hội đồng đánh giá luận án tiến sĩ cấp Học viện họp tại Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam vào hồi 09 giờ 00 phút, ngày 15 tháng 04 năm 2026.

Có thể tìm hiểu luận án tại:

1. Thư viện Học viện Khoa học và Công nghệ
2. Thư viện Quốc gia Việt Nam

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết của luận án

Sự phát triển của nông nghiệp công nghệ cao trong thời kỳ chuyển đổi số đòi hỏi việc ứng dụng mạnh mẽ các hệ thống cảm biến, robot di động và trí tuệ nhân tạo nhằm tự động hóa quá trình giám sát, thu thập và phân tích dữ liệu trong sản xuất nông nghiệp. Trong đó, nhà kính nông nghiệp là môi trường điển hình có điều kiện canh tác khép kín, cần được kiểm soát chặt chẽ các thông số môi trường như nhiệt độ, độ ẩm, ánh sáng và dinh dưỡng để đảm bảo sự sinh trưởng ổn định của cây trồng.

Việc bố trí mạng cảm biến không dây trong nhà kính giúp theo dõi liên tục các thông số môi trường, nhưng đồng thời đặt ra thách thức về độ bao phủ thu thập dữ liệu, giới hạn năng lượng và tính ổn định truyền thông. Bên cạnh đó, việc giám sát sự phát triển và phát hiện sớm sâu bệnh của cây trồng vẫn chủ yếu dựa vào quan sát thủ công, tốn thời gian và dễ sai sót. Do đó, cần có một giải pháp tự động, hiệu quả và thông minh hơn nhằm hỗ trợ quá trình này.

Trong bối cảnh đó, robot di động được xem là phương tiện thích hợp để tích hợp vào hệ thống giám sát nông nghiệp. Với khả năng di chuyển linh hoạt trong nhà kính, robot di động có thể vừa thu thập dữ liệu môi trường từ các nút cảm biến đầu cụm, vừa tiếp cận và thu nhận hình ảnh cây trồng thông qua cảm biến hình ảnh đặt trong khu vực gần vị trí các cảm biến môi trường. Tuy nhiên, để hệ thống hoạt động hiệu quả, cần nghiên cứu giải pháp điều hướng giúp robot di chuyển hợp lý, đảm bảo thu thập dữ liệu đầy đủ trong thời gian cho phép và giảm mức tiêu thụ năng lượng của các nút cảm biến trong mạng cảm biến không dây.

Đồng thời, dữ liệu hình ảnh cây trồng thu được từ robot di động cần được xử lý và phân tích thông minh nhằm phục vụ giám sát sinh trưởng và phát hiện sớm sâu bệnh cây trồng. Việc nghiên cứu cải tiến mô hình trí tuệ nhân tạo trong nhận diện hình ảnh sẽ giúp nâng cao độ chính xác và hiệu quả của hệ thống giám sát tự động trong điều kiện thực tế nhà kính.

Từ những phân tích trên, đề tài “Nghiên cứu giải pháp điều hướng cho robot di động phục vụ giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp” được lựa chọn nhằm nâng cao hiệu quả làm việc của robot di động hoạt động trong sản xuất nông nghiệp. Trong khuôn khổ của đề tài, nghiên cứu sinh tập trung vào nghiên cứu giải pháp điều hướng cho robot di động thu thập dữ liệu từ mạng cảm biến không dây trong nhà kính nông nghiệp. Với bộ dữ liệu hình ảnh cây trồng do robot di động thu thập được, luận án nghiên cứu giải pháp nâng cao chất lượng giám sát cây trồng trên cơ sở trí tuệ nhân tạo, ưu tiên phát hiện sâu bệnh cây trồng.

Việc thực hiện đề tài không chỉ đóng góp vào hướng phát triển robot di động thông minh trong nông nghiệp chính xác, mà còn góp phần thúc đẩy ứng dụng công nghệ điều khiển, tự động hóa kết hợp trí tuệ nhân tạo trong quản lý, giám sát và tối ưu hóa quá trình sản xuất nông nghiệp hiện đại.

2. Mục tiêu của luận án

- Điều hướng cho robot di động trong nhà kính nông nghiệp đảm bảo thu thập đầy đủ dữ liệu đo từ các nút cảm biến đầu cụm trong thời gian cho phép, ưu tiên giảm mức tiêu thụ năng lượng của các nút cảm biến trong mạng cảm biến không dây.

- Giám sát sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp trên cơ sở trí tuệ nhân tạo, nhằm phát hiện sớm và chính xác sâu bệnh để hỗ trợ kịp thời các biện pháp phòng trừ, góp phần nâng cao năng suất và hiệu quả canh tác.

3. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn

- Ý nghĩa khoa học

Luận án đã nghiên cứu giải pháp điều hướng cho robot di động để đảm bảo robot di động thu thập đầy đủ dữ liệu từ các nút cảm biến trong thời gian cho phép, giảm thiểu mức tiêu thụ năng lượng tại các nút cảm biến. Nghiên cứu cải tiến mô hình trí tuệ nhân tạo nhằm nâng cao chất lượng giám sát cây trồng. Đây là đóng góp có giá trị khoa học, tạo tiền đề cho những nghiên cứu tiếp theo về robot nông nghiệp thông minh và công nghệ giám sát cây trồng.

- Ý nghĩa thực tiễn

Luận án có ý nghĩa thực tiễn trong việc ứng dụng robot di động và công nghệ tự động hóa cho mô hình nhà kính nông nghiệp. Hệ thống robot di động vừa giám sát môi trường, vừa theo dõi sự phát triển của cây trồng và phát hiện sớm sâu bệnh. Giải pháp điều hướng giúp thu thập dữ liệu cảm biến đầy đủ, tiết kiệm năng lượng và nâng cao hiệu quả giám sát. Việc phát hiện sớm và chính xác sâu bệnh cây trồng hỗ trợ xử lý kịp thời, giảm sử dụng thuốc bảo vệ thực vật và hạn chế tác động xấu đến môi trường. Kết quả nghiên cứu góp phần nâng cao năng suất, chất lượng sản phẩm và thúc đẩy phát triển nông nghiệp sạch, bền vững.

4. Các đóng góp của luận án

- Đề xuất giải pháp điều hướng cho robot di động đảm bảo thu thập đầy đủ dữ liệu từ mạng cảm biến không dây trong thời gian cho phép phục vụ giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp và tiết kiệm năng lượng tiêu thụ của các nút cảm biến.

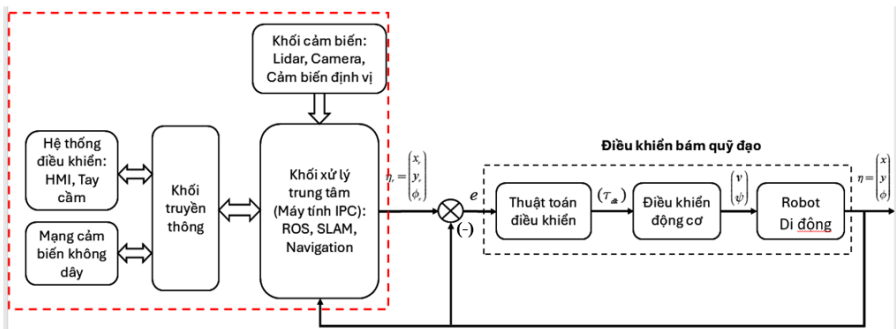
- Đề xuất cải tiến mô hình YOLO nhằm nâng cao chất lượng phát hiện sâu bệnh cây trồng trong nhà kính nông nghiệp.

5. Bố cục của luận án

Luận án bao gồm phần mở đầu, chương 1 trình bày về tổng quan nghiên cứu trong và ngoài nước liên quan và các hạn chế của các kết quả nghiên cứu này, từ đó xác định nhiệm vụ của luận án. Các chương 2 và chương 3 là các đóng góp chính của luận án. Phần kết luận nêu những đóng góp của luận án, hướng phát triển. Cuối cùng là phần danh mục các công trình đã công bố của NCS và tài liệu tham khảo.

Chương 1. TỔNG QUAN VỀ ROBOT DI ĐỘNG TRONG NHÀ KÍNH NÔNG NGHIỆP

1.1 Cấu trúc hệ thống điều khiển robot di động



Hình 1.1 Cấu trúc hệ thống điều khiển robot di động

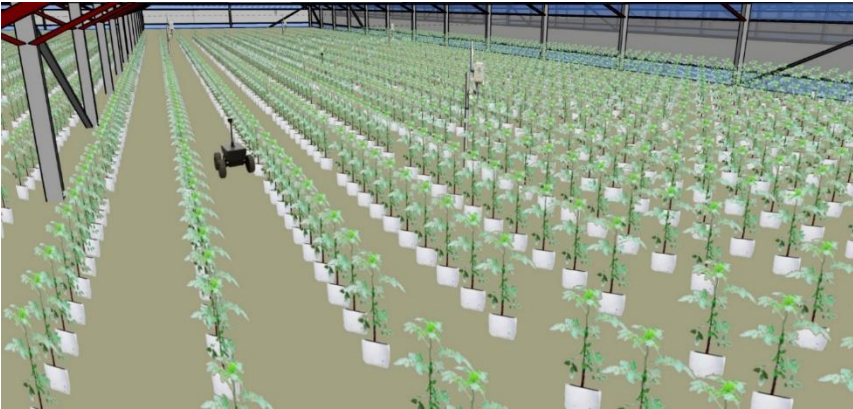
1.2 Tình hình nghiên cứu trong và ngoài nước

Các nhà kính quy mô lớn (khoảng từ chục nghìn m² trở lên) đòi hỏi mức độ giám sát cao của con người. Với nhà kính quy mô lớn này thường được áp dụng công nghệ cao

như mạng cảm biến không dây (WSNs), hệ thống robot, tưới bón tự động. Vấn đề này được nhiều nhà nghiên cứu trong và ngoài nước quan tâm. Các nghiên cứu [1-4] đề xuất các giải pháp công nghệ tiên tiến IoT, AI, thị giác máy tính vào giám sát và điều khiển nhà kính nông nghiệp. Các nghiên cứu [5-7] đã phát triển một hệ thống giám sát vi khí hậu trong nhà kính bằng cách kết hợp robot tự hành, WSNs nhằm nâng cao hiệu quả vận hành. Tuy nhiên, các nghiên cứu chỉ quan tâm đến bài toán thu nhận tín hiệu của robot di động từ các nút cảm biến để đưa ra quyết định thực thi các nhiệm vụ tiếp theo mà chưa đề cập đến phương pháp điều hướng cho robot di động trong mạng cảm biến nhằm tiết kiệm năng lượng của mạng cũng như nâng cao hiệu quả thu thập dữ liệu. Trong khi đó, một số nghiên cứu khác có thiết kế và phát triển những robot di động tham gia thu thập dữ liệu trong môi trường kính nông nghiệp [8], [9]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này sử dụng quỹ đạo cố định cho robot di chuyển mà chưa đề cập đến việc điều hướng cho robot di động di chuyển trong nhà kính nông nghiệp đó. Mặc dù, các nghiên cứu [10-12] đã đề xuất các thuật toán xây dựng quỹ đạo cho robot di động trong nhà kính nhưng chỉ trong phạm vi nhà kính quy mô nhỏ, không kết hợp với mạng cảm biến không dây, chưa gắn nhiệm vụ thu thập dữ liệu cảm biến của robot di động. Giám sát sự phát triển của cây trồng trong nhà kính nông nghiệp được nhiều nghiên cứu quan tâm.

1.3 Robot di động giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nhà kính nông nghiệp thông minh

Với nhà kính có diện tích từ vài nghìn đến vài chục nghìn mét vuông được trang bị robot di động và các cảm biến môi trường, cảm biến hình ảnh đặt trong mạng cảm biến không dây phục vụ công tác giám sát điều kiện vi khí hậu và quá trình sinh trưởng của cây trồng. [Hình 1.2].



Hình 1.2 Mô hình nhà kính nông nghiệp diện tích vài hecta trồng cây cà chua

* **Mô hình năng lượng của nút cảm biến trong mạng cảm biến không dây**

Năng lượng tiêu thụ của nút cảm biến bao gồm năng lượng cho việc truyền dữ liệu, nhận dữ liệu và xử lý dữ liệu [43].

Năng lượng tiêu thụ của nút cảm biến cho việc truyền dữ liệu:

$$E_T(\gamma) = E_{elec} \cdot \gamma + E_{amp} \cdot d^{\alpha} \cdot \gamma \quad (1.1)$$

Năng lượng tiêu thụ của nút cảm biến cho việc nhận dữ liệu:

$$E_R(\gamma) = E_{elec} \cdot \gamma \quad (1.2)$$

Năng lượng tiêu thụ của nút cảm biến cho việc xử lý dữ liệu:

$$E_{cpu}(\gamma) = E_{cpu} \cdot \gamma \quad (1.3)$$

Trong đó: γ - độ dài gói tin (bits)

d - khoảng cách truyền tin (m)

E_{elec} – Năng lượng tiêu thụ để chạy mạch điện tử của bộ thu phát (nJ/bit)

E_{amp} - Năng lượng khuếch đại tín hiệu (nJ/bit/m²)

E_{cpu} - năng lượng xử lý dữ liệu (nJ/bit)

χ - Hệ số suy hao đường truyền

Năng lượng tiêu thụ tổng cho một nút cảm biến thứ k :

$$E_k(t) = E_T(\gamma) + E_R(\gamma) + E_{cpu}(\gamma) = \gamma(2E_{elec} + E_{cpu} + E_{amp} \cdot d^\chi) \quad (1.4)$$

Như vậy, năng lượng tiêu thụ của một nút cảm biến tỷ lệ thuận với kích thước gói tin γ và khoảng cách truyền. Nếu xét các nút cảm biến cùng truyền kích thước gói tin như nhau thì khoảng cách truyền càng xa thì năng lượng tiêu thụ càng lớn.

Luận án tập trung giải quyết bài toán sử dụng robot di động thu thập dữ liệu từ các nút cảm biến đầu cụm để rút ngắn khoảng cách thu thập truyền tín hiệu, từ đó tiết kiệm năng lượng cho các nút cảm biến. Để giải quyết bài toán trên, robot di động di chuyển đến các một số nút cảm biến, thu thập dữ liệu thông tin môi trường canh tác nhà kính. Rồi sau đó, robot di chuyển về trung tâm điều khiển, gửi dữ liệu thu thập được về trung tâm điều khiển xử lý và đưa ra quyết định điều khiển giám sát.

Việc kết hợp robot di động thu thập dữ liệu hình ảnh cây trồng từ các camera cố định với phương pháp tiên xử lý dữ liệu sau đo và mô hình AI để giám sát sự phát triển của cây trồng nông nghiệp là xu hướng tất yếu trong giám sát nông nghiệp thông minh. Hướng nghiên cứu này không chỉ giúp nâng cao chất lượng giám sát cây trồng, phát hiện sớm các vấn đề sâu bệnh, mà còn góp phần tối ưu chi phí vận hành, nâng cao độ chính xác và tự động hóa trong quản lý nhà kính nông nghiệp.

Robot di động tham gia giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp có hiệu quả hay không nhờ vào sự di chuyển của robot di động trong môi trường giám sát có hợp lý hay không. Một trong những giải pháp giúp robot di chuyển hợp lý là tìm giải pháp điều hướng phù hợp cho robot di động hoạt động trong môi trường giám sát đó.

1.4 Kết luận chương 1

Chương 1 đã trình bày tổng quan về công trình nghiên cứu trong và ngoài nước liên quan đến hoạt động của robot di động phục vụ giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp, tập trung vào môi trường nhà kính nông nghiệp, điều hướng cho robot di động và ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Từ việc phân tích các nghiên cứu đó, luận án đặt ra nhiệm vụ cần giải quyết là: Luận án sẽ tập trung nghiên cứu và điều hướng cho robot di động thực hiện nhiệm vụ thu thập dữ liệu môi trường canh tác và hình ảnh cây trồng từ các nút cảm biến đầu cụm của mạng cảm biến không dây phục vụ giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp. Tiếp đó, luận án giải quyết bài toán thứ hai là giám sát sự phát triển của cây trồng trong nhà kính nông nghiệp, ưu tiên phát hiện sâu bệnh cây trồng trên cơ sở trí tuệ nhân tạo. Các nội dung của từng nhiệm vụ này sẽ được trình bày ở các chương tiếp theo của luận án.

Chương 2. GIẢI PHÁP ĐIỀU HƯỚNG CHO ROBOT DI ĐỘNG THU THẬP DỮ LIỆU GIÁM SÁT TRONG NÔNG NGHIỆP

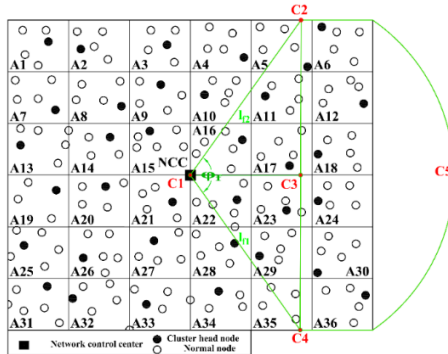
Robot di động có nhiệm vụ thu thập dữ liệu môi trường canh tác nhà kính từ mạng cảm biến không dây là rất cần thiết cho việc giám sát môi trường và cây trồng trong nông nghiệp. Hiệu quả của việc thu thập dữ liệu từ mạng cảm biến không dây phụ thuộc vào việc di chuyển của robot di động. Ở chương này, trước tiên luận án nghiên cứu hệ thống mạng cảm biến không dây trong nhà kính nông nghiệp. Sau đó, luận án nghiên cứu, đề xuất giải pháp điều hướng cho robot di động đảm bảo thực hiện nhiệm vụ thu thập dữ liệu thông số môi trường và hình ảnh cây trồng trong khoảng thời gian cho trước định sẵn, ưu tiên tiết kiệm năng lượng cho các nút cảm biến đầu cụm. Cuối cùng là phần kết luận chương.

2.1 Mô hình mạng cảm biến không dây trong nhà kính nông nghiệp

Với nhà kính nông nghiệp diện tích khoảng vài ha trở lên được chia thành nhiều khu trồng nên sẽ có nhiều cụm cảm biến được bố trí theo từng khu, mỗi cụm cảm biến có một nút cảm biến đầu cụm (CH) thu thập dữ liệu từ các nút cảm biến địa phương.

Nút cảm biến đầu cụm (Cluster Head- CH) là nút trung tâm của một cụm cảm biến, chịu trách nhiệm thu thập dữ liệu từ các nút cảm biến địa phương, xử lý sơ bộ và truyền dữ liệu đến trạm gốc, hay còn được gọi là cụm trưởng.

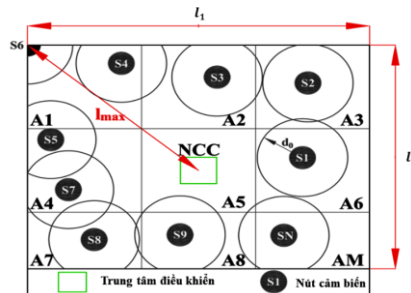
Mạng cảm biến không dây sử dụng khoảng từ 200 đến 250 nút cảm biến được bố trí phân tán đều ở các vị trí khác nhau sao cho bao phủ được toàn bộ nhà kính (Hình 2.1).



Hình 2.1 Mô hình mạng cảm biến không dây

2.2 Xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm

Mô hình mạng cảm biến không dây với trường cảm biến hình chữ nhật được minh họa trong Hình 2.1.



Hình 2.2 Xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm (CH)

Nếu số nút cảm biến đầu cụm quá ít thì mỗi CH phải nhận từ nhiều nút cảm biến địa phương trong cụm một lượng dữ liệu lớn và khoảng cách truyền xa hơn dẫn đến CH tiêu hao nhiều năng lượng. Nếu số CH quá nhiều thì robot di động sẽ phải đi đến nhiều vị trí để thu thập điều này dẫn đến dữ liệu không được thu thập đầy đủ trong thời gian cho phép. Để giải quyết vấn đề này, luận án tiến hành xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm phù hợp, giúp tiết kiệm được năng lượng tiêu hao tại các nút cảm biến và đảm bảo thời gian thu thập dữ liệu trong khoảng thời gian cho phép xác định trước. Xét với một mạng cảm biến không dây hình chữ nhật như minh họa trong Hình 2.5. Trong đó, l_1 và l_2 lần lượt là chiều dài và chiều rộng của vùng cảm biến hình chữ nhật. Trong giai đoạn triển khai mạng ban đầu, mỗi nút cảm biến đều có cùng vùng truyền thông với bán kính truyền $R_t = d_0$. Vị trí của NCC được đặt tại trung tâm của mạng cảm biến. Để xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm tương đương với số cụm cảm biến khi chia vùng cảm biến thành M bằng nhau sao cho phù hợp, định lý được phát biểu như sau:

Định lý 1: Giả sử l_{max} là khoảng cách lớn nhất giữa NCC và một nút cảm biến trong vùng cảm biến đang xét, R là tốc độ truyền dữ liệu giữa CH và MR, v là tốc độ được chỉ định của MR, sẽ tồn tại một phương án phù hợp khi chia trường cảm biến thành M phần bằng nhau nếu điều kiện sau đây được thỏa mãn:

$$M \geq \frac{\gamma l_1 l_2 v}{\pi l_0^2 R (\xi_0 v - 2l_{max})} \quad (2.1)$$

2.3 Đề xuất thuật toán điều hướng cho robot di động thu thập dữ liệu từ mạng cảm biến không dây

Bài toán điều hướng robot di động sẽ từ NCC đi đến các nút cụm trường thu thập dữ liệu và di chuyển về NCC để gửi dữ liệu thu thập được tại đó.

Đường đi của MR được xây dựng dựa trên giải pháp hình học heuristic [33] là phương pháp xấp xỉ TSP (Travelling Saleman Problem) dựa trên tính chất hình học của các nút trong WSNs nhằm đạt được lời giải gần tối ưu với chi phí tính toán thấp, giải pháp này cho phép xây dựng đường đi ngắn.

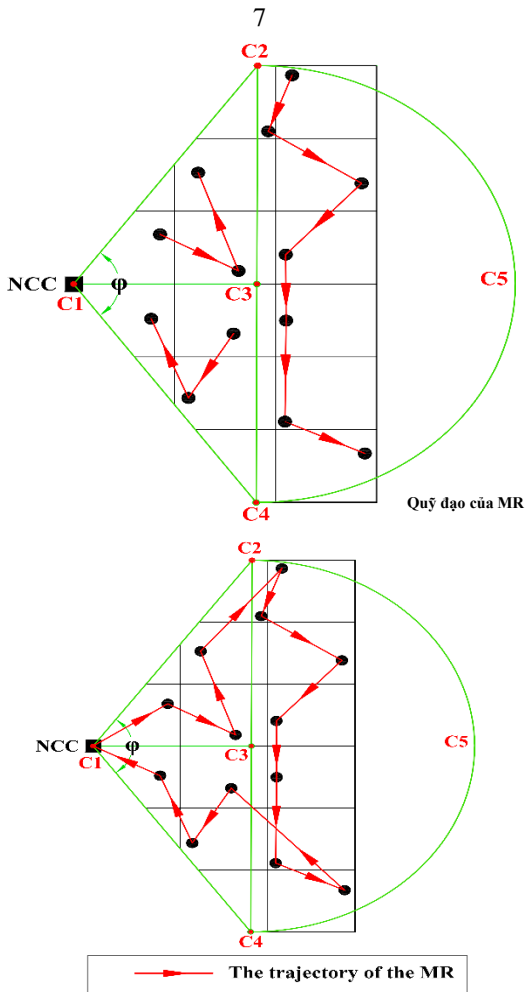
Robot di động thu thập dữ liệu từ mạng cảm biến không dây với yêu cầu như sau: thu thập đầy đủ dữ liệu từ N nút trong mạng, trong một khoảng thời gian hoạt động xác định trước ξ_0 , với mức năng lượng tiêu thụ tại các nút cảm biến là nhỏ.

Để đạt được yêu cầu trên, định lý được phát biểu như sau:

Định lý 2: Giả sử $\mathcal{R}_f(t)$ là tổng chiều dài đường đi của MR trong khu vực công tác của robot tại vòng hiện tại thứ t . Để thu thập được tất cả dữ liệu cảm biến từ N_f nút cảm biến trong ngưỡng thời gian báo cáo ξ_0 , MR phải di chuyển với tốc độ $v(t)$ sau khi thu thập dữ liệu tại mọi vị trí CH với tốc độ truyền dữ liệu R . Một thuật toán được gọi là có hiệu quả để thu thập dữ liệu đảm bảo không thất thoát dữ liệu cảm biến tồn tại khi và chỉ khi thỏa mãn điều kiện sau đây:

$$\left(\frac{\mathcal{R}_f(t)}{v(t)} + \frac{\gamma N_f}{R} \right) \leq \xi_0 \quad (2.2)$$

Đường đi của robot di động qua các nút cảm biến đầu cụm trong khu vực được phân công thu thập dữ liệu cảm biến trong thời gian cho phép dựa trên một giải pháp hình học heuristic và được thể hiện trên Hình 2.3



Hình 2.3 Đường đi của MR theo phương pháp heuristic

Tổng chiều dài đường đi của MR_f không chỉ phụ thuộc vào góc hình quạt φ_f , $f \in (1, \dots, F)$, số lượng CH cần ghé thăm, tổng số nút cảm biến trong vùng phân công của MR_f , mà còn phụ thuộc vào vị trí địa lý của các CH. Do đó, theo ngưỡng ξ_0 , góc hình quạt φ_f sẽ được điều chỉnh theo thứ tự mỗi cụm trường trong cung tròn sẽ được ghé thăm trong thời gian báo cáo với điều kiện sau:

$$\varphi_f \leq \frac{2R}{\gamma \rho l_f^2} \left(\xi_0 - \frac{2l_f}{v(t)} \right) \quad (2.3)$$

Khi đó, hàm mục tiêu như sau:

$$\min \left\{ \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{i \neq j, f=1}^N \xi_{ij} x_{ij} \right\} \quad (2.4)$$

Với các ràng buộc:

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} = 1 \text{ với } j = 0 \quad (2.5)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ij} = 1 \text{ với } i = 0 \quad (2.6)$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, i \neq j}^N \xi_{ij} x_{ij} \leq \xi_0, \quad (2.7)$$

Trong đó: N - tổng số nút cảm biến trong WSNs; ξ_{ij} - thời gian thực hiện để truyền dữ liệu và MR di chuyển từ nút i đến nút j .

Quá trình điều hướng robot di động thu thập dữ liệu cảm biến từ các cụm trường trong mạng cảm biến không dây được trình bày trong Hình 2.4.

Thuật toán điều hướng cho robot di động thu thập dữ liệu từ mạng cảm biến không dây (MRNA - Monitoring Robot Navigation Algorithm) như sau:

Đầu vào: Các tham số mô hình: Số lượng nút cảm biến N , kích thước mạng $l_1 \times l_2$; Tốc độ của robot di động (v); Năng lượng ban đầu E_0 ; Ngưỡng thời gian báo cáo ξ_0 ; Gói dữ liệu γ -bit; Mật độ nút (ρ); Tốc độ truyền dữ liệu (R).

Đầu ra:

- Số lượng nút cảm biến đầu cụm M ;
- Vùng cảm biến phân công thu thập dữ liệu cho MR φ_i ;
- Đường đi của MR tại vùng cảm biến thu thập dữ liệu $\mathfrak{R}_i(t)$.

1: Xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm (M) trong WSNs dựa trên phương trình (2.1).

2: Xác định vùng cảm biến phân công (2.3) cho MR để thu thập dữ liệu.

Các bước 1 và 2 sẽ được thực hiện bởi NCC.

Sau các bước này, NCC sẽ phát tán thông tin này tới tất cả các nút cảm biến trong vùng cảm biến. Tại từng cụm cảm biến sẽ xác định nút cảm biến đầu cụm (CH) là nút có PV_k đạt giá trị lớn nhất. Vị trí của các cụm trường này sẽ được gửi về cho NCC để NCC bắt đầu điều khiển robot di động tìm đường đi của nó theo yêu cầu về thu thập dữ liệu cảm biến.

3: Bắt đầu quỹ đạo của robot di động từ NCC (điểm xuất phát) $\mathfrak{R}_i^1=0$.

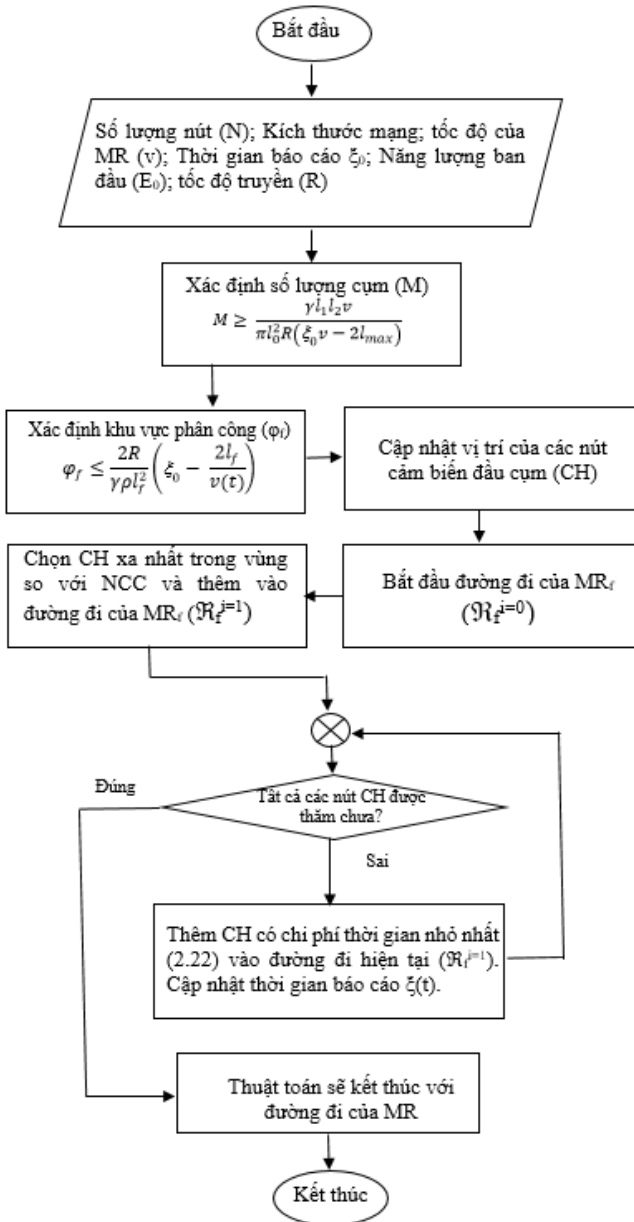
4: Trong tất cả các CH chưa được MR ghé thăm trong khu vực phân công của robot di động, chọn CH xa nhất từ NCC và thêm vào quỹ đạo hiện tại của MR: $\mathfrak{R}_i^1=1$.

5: Nếu tất cả các CH đã được ghé thăm, chuyển đến bước 7.

Nếu không, chuyển đến bước 6

6: Tìm nút ứng viên tốt nhất trong các CH chưa được thăm, sao cho MR dự kiến sẽ ghé thăm CH đó với chi phí thời gian nhỏ nhất được xác định theo (2.4). Cập nhật thời gian báo cáo $\xi(t)$ của MR. Quay lại bước 5.

7: Thuật toán sẽ kết thúc với đường đi của robot di động đảm bảo yêu cầu về thu thập dữ liệu cảm biến.



Hình 2.4 Lưu đồ thuật toán MRNA

2.4 Mô phỏng và đánh giá kết quả

Luận án thực hiện mô phỏng 2 kịch bản với mạng cảm biến không dây kích thước (150mx150m) chứa 200 nút cảm biến hoặc (200mx200m) chứa 250 nút cảm biến. Kết quả mô phỏng của thuật toán đề xuất được thực hiện trong môi trường MATLAB. Các tham số cài đặt cho quá trình mô phỏng trong Bảng 2.1.

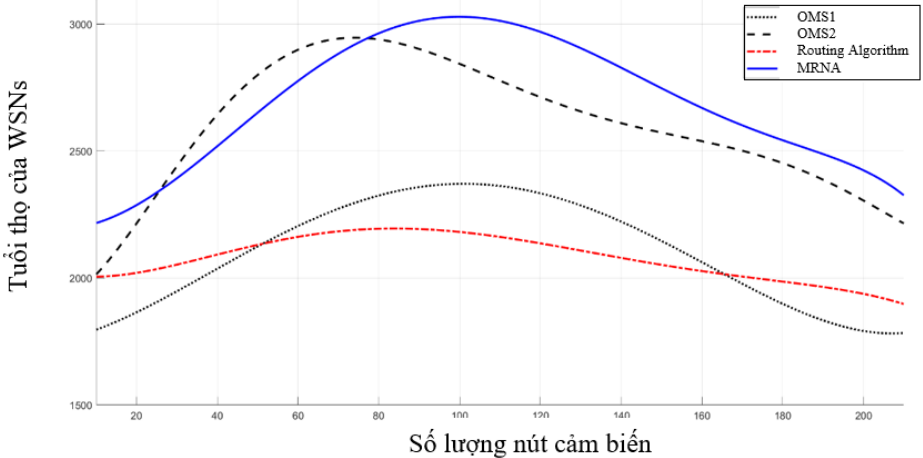
Bảng 2.1. Thiết lập các tham số mô phỏng

Tham số	Giá trị
Nút triển khai	Ngẫu nhiên và đồng đều
Năng lượng ban đầu (E_0)	0,1 (J)
Năng lượng cho tập dữ liệu (E_{DA})	5 (nJ/bit)
Năng lượng tiêu thụ E_{elec}	50 (nJ/bit)
ϵ_{fs}	10 (pJ/bit/m ²)
ϵ_{mp}	0,0013 (pJ/bit/m ⁴)
Độ dài gói (γ)	4000 (bits)
Phạm vi truyền (R_t)	30 (m)
Tốc độ truyền dữ liệu (R)	250 (Kb/s)
Thời gian báo cáo (ξ_0)	60 (s)

Kết quả mô phỏng trong Bảng 2.2 cho thấy rằng, trong tất cả các kết quả thí nghiệm, mỗi robot di động di chuyển trên con đường ngắn nhất để thu thập tất cả dữ liệu cảm biến trong khu vực được giao trong thời gian báo cáo.

Luận án tiến hành mô phỏng và so sánh thuật toán MRNA với các thuật toán OMS1, OMS2 [16] và Routing Algorithm [17] để đánh giá tuổi thọ của mạng cảm biến không dây khi điều hướng cho MR theo thuật toán đề xuất MRNA, kết quả thể hiện trong Bảng 2.3 và Hình 2.5.

Dựa trên kết quả thu được từ 350 thử nghiệm thực nghiệm, tuổi thọ mạng tối đa đạt được khi sử dụng thuật toán OMS2 là 2.964 vòng [16]. Trong khi đó, thuật toán MRNA liên tục vượt trội hơn OMS2 trong các điều kiện thực nghiệm tương tự, đạt được tuổi thọ mạng tối đa trung bình là 3.125 vòng. Như vậy, tuổi thọ của WSNs khi áp dụng thuật toán MRNA sẽ cải thiện được 5,4% so với thuật toán OMS2.

**Hình 2.5 So sánh tuổi thọ của WSNs**

Bảng 2.2. Chiều dài quỹ đạo và thời gian thực hiện của MR

TT	Kích thước mạng		N	ξ_0	v (m/s)	Chiều dài quỹ đạo của Robot (m)	Thời gian thực hiện ξ (s)
	l_1 (m)	l_2 (m)					
1	200	200	250	60	3,0	397,5	58,1
2	200	200	250	60	3,0	395,4	56,6
3	200	200	250	60	3,0	391,5	54,0
4	200	200	250	60	3,0	389,4	52,6
5	200	200	250	60	3,0	399,3	59,3
6	200	200	250	60	3,0	399,6	59,5
7	200	200	250	60	3,0	391,8	54,2
8	200	200	250	60	3,0	395,1	56,4
9	200	200	250	60	3,0	396,6	57,5
10	200	200	250	60	3,0	394,8	56,2
11	150	150	200	60	2,0	348,1	49,5
12	150	150	200	60	2,0	349,6	51,1
13	150	150	200	60	2,0	350,0	51,5
14	150	150	200	60	2,0	347,9	49,3
15	150	150	200	60	2,0	348,6	50,0
16	150	150	200	60	2,0	348,2	49,6
17	150	150	200	60	2,0	349,3	50,8
18	150	150	200	60	2,0	348,6	50,0
19	150	150	200	60	2,0	348,3	49,7
20	150	150	200	60	2,0	349,7	51,2

Bảng 2.3. Tuổi thọ mạng theo kích thước và mật độ mạng

TT	Kích thước mạng		N	R_t (m)	Số vòng thu thập dữ liệu
	l_1 (m)	L_2 (m)			
1	200	200	250	10	3417
2				15	3364
3				20	3311
4				25	3258
5				30	3125
6				35	3056
7				40	2542
8				45	2318
9				50	1872
10				55	1561
11	150	150	200	10	3381
12				15	3325
13				20	3247
14				25	3115
15				30	3057
16				35	2465
17				40	2084
18				45	1912
19				50	1815
20				55	1673

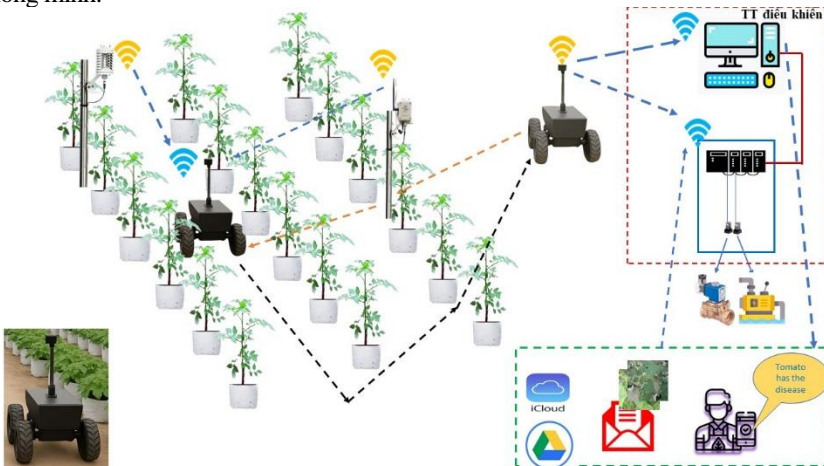
2.5 Kết luận chương 2

Trong nội dung chương 2 này, luận án đã thực hiện chia vùng cảm biến thành các cụm cảm biến, xác định số lượng nút cảm biến đầu cụm mà robot di động đi qua trong vùng cảm biến được phân công thu thập dữ liệu trong thời gian cho phép đảm bảo tiết kiệm năng lượng tại các nút cảm biến và **đề xuất thuật toán điều hướng cho robot di động nhằm đảm bảo yêu cầu thu thập đầy đủ dữ liệu cảm biến trong thời gian cho phép**. Kết quả mô phỏng và so sánh với một số thuật toán tương tự đã chứng minh hiệu suất của thuật toán đề xuất. Các kết quả nghiên cứu ở chương này được công bố ở công trình số 4 của NCS.

Chương 3. NÂNG CAO CHẤT LƯỢNG PHÁT HIỆN SÂU BỆNH CÂY TRỒNG TRÊN CƠ SỞ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

3.1 Mở đầu

Trong hệ thống nhà kính nông nghiệp hiện đại, giám sát sự phát triển của cây trồng là một nhiệm vụ quan trọng nhằm đảm bảo năng suất và chất lượng sản phẩm. Bên cạnh việc thu thập các dữ liệu môi trường từ mạng cảm biến không dây, việc quan sát trực tiếp tình trạng cây trồng thông qua hình ảnh giúp cung cấp thông tin chi tiết và trực quan hơn. Để thực hiện điều này, robot di động được sử dụng để di chuyển đến các khu vực cần giám sát. Tại đó, các camera ghi nhận hình ảnh cây trồng và truyền dữ liệu cho robot di động và đưa dữ liệu về trung tâm điều khiển để xử lý. Tuy nhiên, thách thức đặt ra là cần có phương pháp xử lý dữ liệu hình ảnh hiệu quả nhằm phát hiện chính xác sự sinh trưởng, tình trạng dinh dưỡng cũng như dấu hiệu sâu bệnh trên cây. Các kỹ thuật xử lý ảnh truyền thống thường gặp hạn chế khi đối mặt với môi trường phức tạp trong nhà kính như ánh sáng thay đổi, mật độ cây trồng cao hoặc hình thái cây khác nhau theo giai đoạn phát triển. Do đó, việc lựa chọn phương pháp xử lý dữ liệu tiên tiến kết hợp với cải tiến mô hình trí tuệ nhân tạo là cần thiết để nâng cao độ chính xác và khả năng ứng dụng thực tiễn. Đặc biệt, ưu tiên phát hiện và giám sát sâu bệnh hại cây trồng sẽ giúp hỗ trợ nhà nông đưa ra biện pháp can thiệp kịp thời, giảm thiểu thiệt hại và tối ưu hóa quá trình sản xuất. Trong chương này luận án tập trung vào nghiên cứu vấn đề giám sát sự phát triển cây trồng dựa trên dữ liệu hình ảnh, đồng thời đề xuất các cải tiến về mô hình trí tuệ nhân tạo nhằm đáp ứng yêu cầu thực tiễn của hệ thống nhà kính thông minh.



Hình 3.1 Mô hình robot di động thu thập dữ liệu cảm biến và giám sát cây trồng

3.2 Khử nhiễu ảnh cây trồng do robot di động thu thập từ cảm biến hình ảnh tại một số nút cảm biến

• Lựa chọn hàm ngưỡng

Việc lựa chọn hàm ngưỡng quyết định chiến lược và phương pháp ước lượng được áp dụng cho các hệ số Wavelet trong quá trình khử nhiễu.

Trong số các phương pháp được sử dụng phổ biến, hai loại hàm ngưỡng chủ đạo trong khử nhiễu dựa trên Wavelet [64] là:

- Hàm ngưỡng cứng (Hard Thresholding)
- Hàm ngưỡng mềm (Soft Thresholding)

Hai phương pháp này khác nhau ở cách xử lý các hệ số Wavelet nhỏ hơn ngưỡng, từ đó ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu quả triệt nhiễu và khả năng bảo toàn chi tiết ảnh.

Hàm ngưỡng cứng được xác định theo công thức (3.1)

$$\hat{w}_{i,j} = \begin{cases} w_{ij}, & \text{nếu } w_{ij} > \lambda \\ 0, & \text{ngược lại} \end{cases} \quad (3.1)$$

Hàm ngưỡng mềm được xác định theo công thức (3.2)

$$\hat{w}_{i,j} = \begin{cases} w_{ij} - \lambda & \text{nếu } w_{ij} > \lambda \\ w_{ij} + \lambda & \text{nếu } w_{ij} < -\lambda \\ 0, & \text{ngược lại} \end{cases} \quad (3.2)$$

Trong đó: w_{ij} là hệ số wavelet gốc, $\hat{w}_{i,j}$ là hệ số sau khi áp dụng hàm ngưỡng, và λ là giá trị ngưỡng.

Hàm ngưỡng cứng và hàm ngưỡng mềm $\hat{w}_{i,j}$ lần lượt được minh họa trong Hình 3.2.a và 3.2.b.

Hàm ngưỡng đề xuất dựa trên hàm co ngưỡng kép (Dual-threshold shrinkage function- DuTS):

Nhằm giảm thiểu các hiện tượng tạo nhiễu giả do các hàm co ngưỡng truyền thống gây ra, phương pháp DuTS đã được đề xuất trong [65].

Ý tưởng chính của phương pháp này là:

- Giữ nguyên các hệ số có biên độ lớn;
- Loại bỏ hoàn toàn các hệ số có biên độ rất nhỏ;
- Đối với các hệ số nằm giữa hai giá trị ngưỡng λ_1, λ_2 , áp dụng hàm suy giảm tuyến tính từng đoạn (piecewise linear attenuation), trong đó các hệ số nhỏ hơn trong khoảng này sẽ bị suy giảm mạnh hơn.

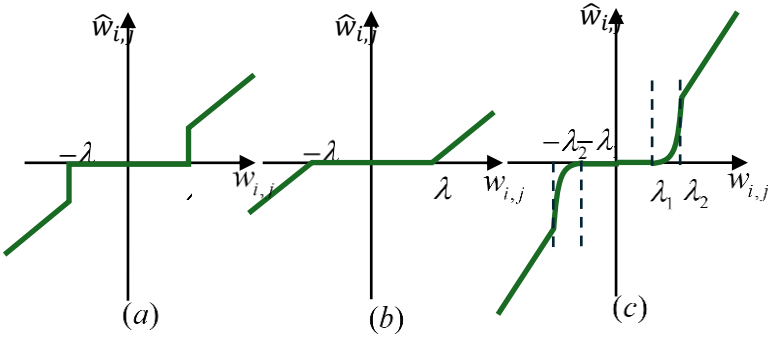
Hàm ngưỡng được đề xuất dựa trên hàm ngưỡng DuTS được biểu diễn trong công thức (3.3) và (3.4).

$$\hat{w}_{i,j}(\lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} w_{ij} & \text{nếu } |w_{ij}| > \lambda_2 \\ \text{sign}(w_{ij})A(w_{ij}) & \text{nếu } \lambda_1 < |w_{ij}| < \lambda_2 \\ 0, & \text{ngược lại} \end{cases} \quad (3.3)$$

$$A(w_{i,j}) = \frac{\lambda_1 \lambda_2 (|w_{i,j}| - \lambda_1)}{\lambda_2 - \lambda_1} \quad (3.4)$$

Trong đó: $\text{sign}(w_{i,j})$ is dấu của hệ số wavelet $w_{i,j}$.

$\lambda_2 = \kappa \lambda_1, \kappa \in \mathbb{Z}$ and $\kappa \neq 1$. Hàm ngưỡng DuTS $\hat{w}(\lambda_1, \lambda_2)$ được minh họa trên Hình 3.2.c.



Hình 3.2 Các hàm ngưỡng được áp dụng cho các hệ số wavelet

- **Xác định giá trị ngưỡng thích hợp**

Ngưỡng BayesShrink (BayesShrink Threshold):

Dựa trên đặc trưng thống kê của các hệ số wavelet trong ảnh tự nhiên, Chang và cộng sự [66] đã đề xuất phương pháp ước lượng ngưỡng BayesShrink.

Phương pháp này giả định rằng các hệ số wavelet của ảnh không nhiễu tuân theo phân bố Gaussian tổng quát (Generalized Gaussian Distribution – GGD). Các nghiên cứu thực nghiệm cho thấy rằng, ngoại trừ dải con LL, phần lớn các hệ số wavelet trong ảnh tự nhiên có phân bố đối xứng quanh giá trị 0, với đỉnh nhọn tại gốc tọa độ (sharp peak at the origin). Do đó, chúng có thể được mô hình hóa hiệu quả bằng GGD có trung bình bằng 0.

Ngưỡng BayesShrink được xây dựng trong khuôn khổ Bayes nhằm đạt được hiệu suất khử nhiễu tối ưu dựa trên giả định này. Cụ thể, nếu giả định rằng các hệ số wavelet tuân theo phân bố Gaussian tổng quát, thì ngưỡng tối ưu có thể được suy ra theo tiêu chuẩn ước lượng Bayes, và được biểu diễn bằng công thức sau:

$$\lambda = \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\hat{\sigma}_x} \quad (3.5)$$

Trong đó: $\hat{\sigma}_w$ được xác định theo công thức sau:

$$\hat{\sigma}_w = \frac{\text{Median}(|C_{i,j}|)}{0.6745}, \quad C_{i,j} \in HH^1 \quad (3.6), \text{ và } \hat{\sigma}_x \text{ biểu thị tham số ước lượng được}$$

suy ra từ các hệ số wavelet trong từng dải con. Giá trị của $\hat{\sigma}_x$ được tính theo công thức (3.7) và (3.8).

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_w^2, 0)} \quad (3.7)$$

$$\hat{\sigma}_y = \frac{1}{n^2} \sum_{j,k=1}^n C_{j,k}^2 \quad (3.8)$$

- **Đề xuất phương pháp ước lượng ngưỡng dựa trên cách tiếp cận BayesShrink**

Như được trình bày trong công thức (3.5) và (3.7), ngưỡng thích hợp dựa trên nguyên lý ước lượng Bayes được xác định trong phương trình (3.9):

$$\lambda = \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\hat{\sigma}_x} = \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\sqrt{\max(\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_w^2, 0)}} \quad (3.9)$$

Nếu $\hat{\sigma}_y^2 \leq \hat{\sigma}_w^2$ thì $\hat{\sigma}_x = 0$. Trong trường hợp này, giá trị của λ là không xác định ($\lambda \rightarrow \infty$). Kết quả là không thể xác định được giá trị ngưỡng thích hợp cho quá trình khử nhiễu ảnh. Vì thế, luận án đề xuất ngưỡng λ_1 , được xác định ở công thức (3.9), được xác định lại theo công thức (3.10).

$$\lambda_1 = \begin{cases} \beta \frac{\hat{\sigma}_w^2}{\hat{\sigma}_x}, & \text{if } \hat{\sigma}_y^2 > \hat{\sigma}_w^2 \\ \max_{j,k=1,\dots,n} \{C_{j,k}\}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.10)$$

Trong đó: tham số tỉ lệ β được xác định theo công thức $\beta = \sqrt{\log\left(\frac{L_k}{J}\right)}$ (3.11).

Hệ số k trong (3.10) được gán các giá trị lần lượt là 2, 3, 4, 5, 6 và 10, nhằm đánh giá hiệu năng khử nhiễu của ảnh trong các điều kiện khác nhau.

- **Thuật toán** Khử nhiễu ảnh cây trồng do robot di động thu thập tại các cụm cảm biến trong nhà kính nông nghiệp

Đầu vào: Ảnh gốc: $g_{i,j}, \{i, j = 1, 2, \dots, N\}$; Nhiễu cộng: $\eta_{i,j}, \{i, j = 1, 2, \dots, N\}$;

Tổng số mức phân tích đa tỉ lệ của ảnh: J ; Giá trị hệ số: κ .

Đầu ra: Ảnh đã khử nhiễu: $\hat{g}_{ij}, \{i, j = 1, 2, \dots, N\}$;

- 1: Thực hiện phân tích đa tỉ lệ cho ảnh bị suy giảm do nhiễu Gauss bằng phép biến đổi wavelet.
- 2: Ước lượng phương sai nhiễu $\hat{\sigma}_w$ tại cấp đầu tiên của phép phân tích biến đổi Wavelet bằng công thức (3.6).
- 3: Tại thang phụ $k^{th}, \{k = 1, 2, \dots, J\}$
 - Tính tham số tỉ lệ β bằng công thức (3.11).
 - Tính độ lệch chuẩn $\hat{\sigma}_x$ bằng công thức (3.7) và (3.8).
 - Tính ngưỡng λ_1 bằng công thức (3.10).
 - Áp dụng kỹ thuật làm mềm ngưỡng cho các hệ số nhiễu bằng công thức (3.2).
- 4: Thực hiện phép nghịch biến đổi wavelet đa tỉ lệ để tái tạo lại ảnh đã khử nhiễu \hat{g}
- 5: Thuật toán kết thúc với ảnh \hat{g} nếu công thức $MSE(\hat{g}) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N (\hat{g}_{ij} - g_{ij})^2$ được thỏa mãn.

3.3 Đề xuất cải tiến mô hình YOLO

YOLO là một kiến trúc mạng nơ-ron sâu được thiết kế để thực hiện tác vụ phát hiện đối tượng bằng cách dự đoán các hộp giới hạn (bounding boxes) và xác suất lớp (class

probabilities) trực tiếp từ một hình ảnh duy nhất trong một lần truyền qua mạng. Khác với các phương pháp hai giai đoạn (two-stage detectors) như R-CNN, Faster R-CNN thì YOLO thực hiện cả phân loại và định vị đối tượng đồng thời, từ đó mang lại tốc độ xử lý vượt trội, rất phù hợp cho các ứng dụng đòi hỏi tính thời gian thực. YOLOv11 là mô hình trí tuệ nhân tạo sử dụng cấu trúc CNN được các tác giả trong nghiên cứu [20] giới thiệu. Trong cấu trúc các lớp của mô hình YOLOv11 (Hình 3.4), tại lớp tích chập (Convolution- Conv) cho phép trích xuất đặc trưng quan trọng từ dữ liệu đầu vào, mỗi lớp có kiến trúc như Hình 3.5.

- Hàm SiLU (Sigmoid-weighted Linear Unit): là một loại hàm kích hoạt đã chứng minh hiệu quả đặc biệt trong việc xấp xỉ hàm trong các mạng nơ-ron, đặc biệt là trong học tăng cường.

SiLU được tính toán bằng cách nhân đầu vào của một đơn vị với đầu ra của hàm sigmoid áp dụng cho đầu vào đó [22]:

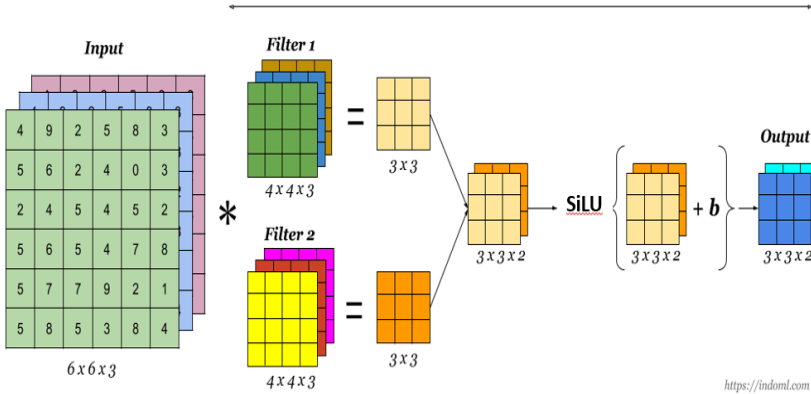
$$\alpha_k(x) = x \cdot \sigma(x) \quad (3.12)$$

Trong đó, x đại diện cho đầu vào của đơn vị và $\sigma(x)$ là hàm sigmoid. Hàm sigmoid được định nghĩa như sau:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.13)$$

Tuy nhiên, hàm SiLU có khả năng thích ứng với các phân phối dữ liệu khác nhau bị hạn chế và cơ chế phản ứng của nó khi xử lý các đầu vào có giá trị tuyệt đối lớn. Trên cơ sở này, luận án đề xuất hàm SiLU mới được gọi là hàm α SiLU.

Một lớp tích chập



Hình 3.3 Lớp tích chập hoàn chỉnh với độ lệch b và hàm kích hoạt SiLU [21]

- **Đề xuất hàm α SiLU:** là một biến thể của SiLU với tham số tỷ lệ α , cho phép điều chỉnh gradient một cách thích nghi. Hàm α SiLU được xác định:

$$f(x) = \alpha x \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} = \alpha x \cdot \text{sigmoid}(\alpha x) = \alpha x \cdot \sigma(\alpha x) \quad (3.14)$$

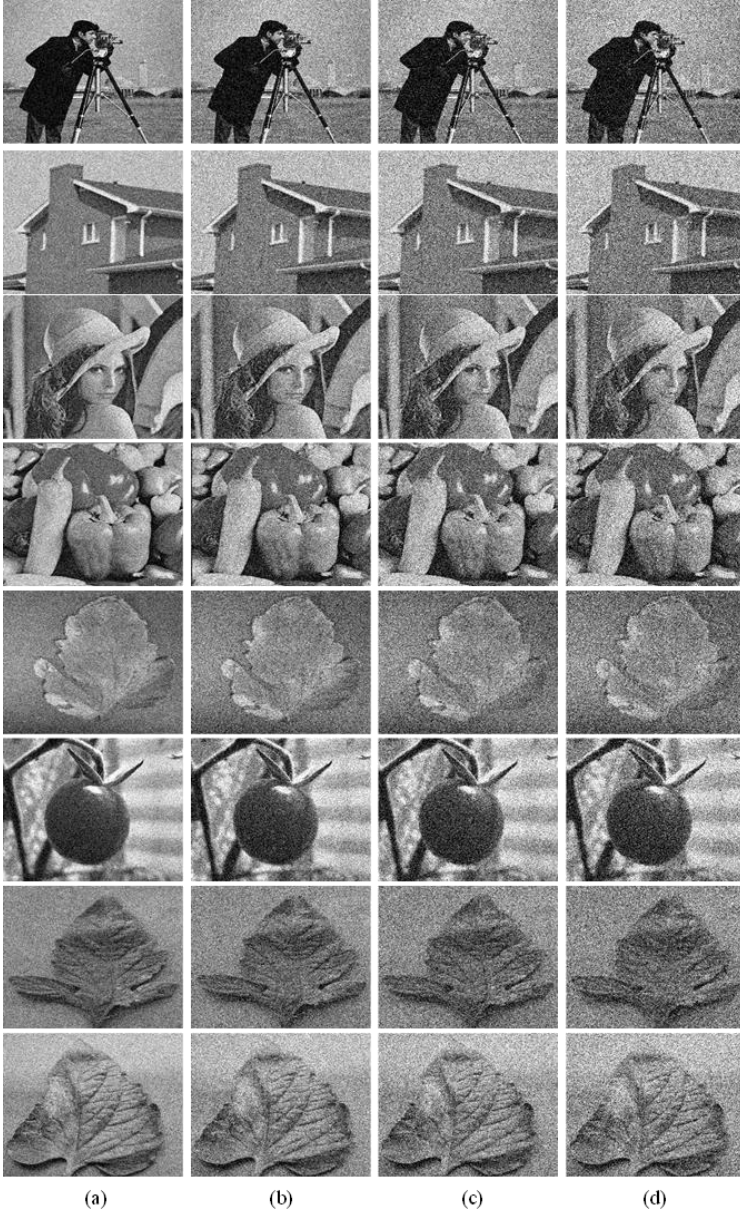
Đạo hàm của α SiLU:

$$\begin{aligned} f'(x) &= \alpha \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} + \alpha x \frac{\alpha e^{-\alpha x}}{(1 + e^{-\alpha x})^2} \\ &= \alpha \sigma(\alpha x) + \alpha^2 x (\sigma(\alpha x) - \sigma^2(\alpha x)) \\ &= \alpha [f(x) + \sigma(\alpha x)(1 - f(x))] \end{aligned} \quad (3.15)$$

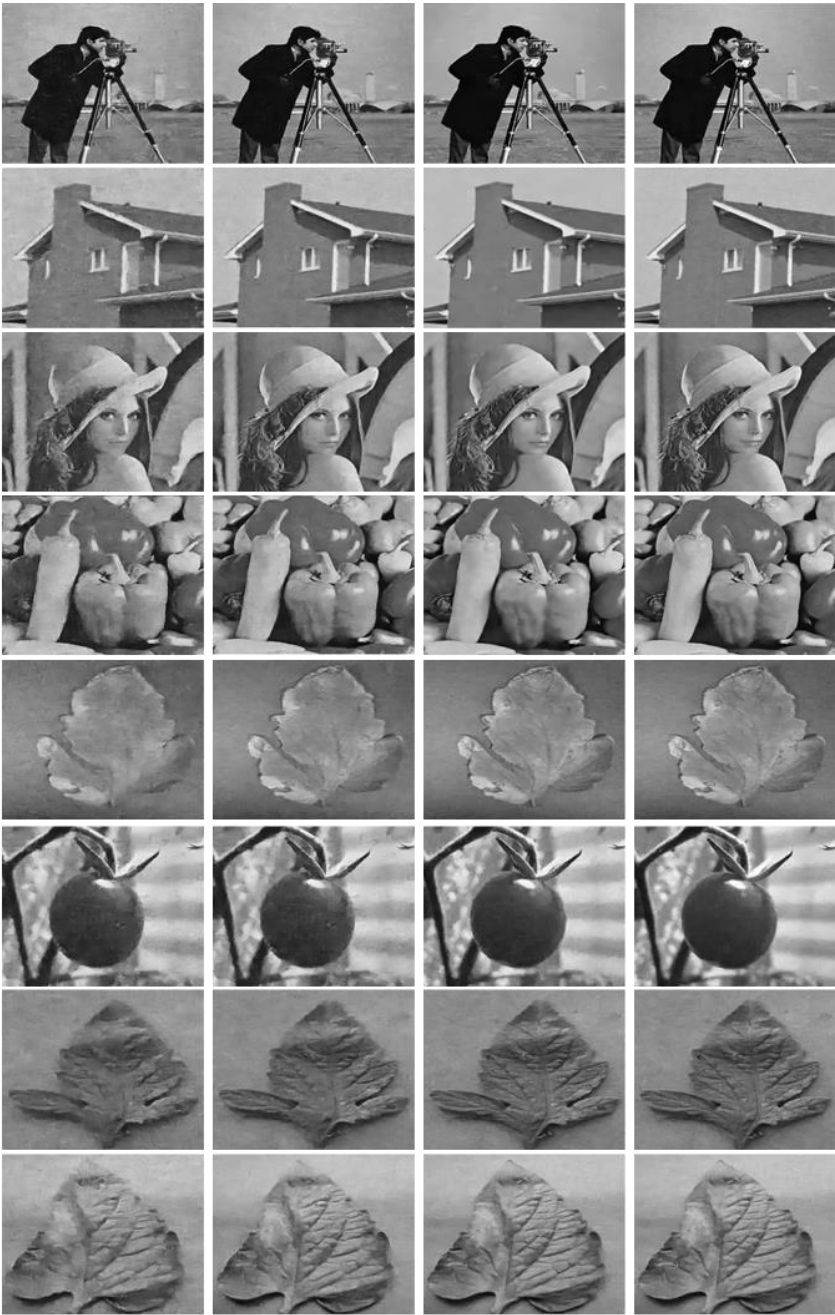
Trong đó, $\sigma(x)$ đại diện cho hàm sigmoid, và α là tham số có thể điều chỉnh, kiểm soát độ dốc của hàm kích hoạt.

3.4 Mô phỏng và đánh giá kết quả

3.4.1 Khử nhiễu ảnh (cây trồng trong nông nghiệp)



Hình 3.4 Các ảnh thử nghiệm với các mức nhiễu khác nhau: (a) $\sigma = 0,01$, (b) $0,02$, (c) $0,03$ và (d) $0,04$



(a)

(b)

(b)

(d)

Hình 3.5 Kết quả khử nhiễu trên các ảnh thử nghiệm với mức nhiễu $\sigma = 0,01$ bằng các phương pháp: (a) BS, (b) NS, (c) AI, (d) OP.

Để đánh giá toàn diện phương pháp được đề xuất, các kỹ thuật khử nhiễu sau đây đã được sử dụng để so sánh trong quá trình phân tích thực nghiệm: Bayes Shrink (BS), Normal Shrink (NS), (AI) và phương pháp khử nhiễu ảnh được đề xuất (OP).

Kết quả khử nhiễu trên các ảnh kiểm thử được minh họa trong Hình 3.5.

Tóm lại, các kết quả mô phỏng thử nghiệm cho thấy thuật toán OP được đề xuất mang lại hiệu suất khử nhiễu vượt trội, cả chủ quan về mặt chất lượng thị giác lẫn cơ sở tính toán theo giá trị PSNR. Ngược lại, các thuật toán BS và NS cho thấy hiệu suất thấp hơn so với các phương pháp AI và OP, mặc dù các giá trị PSNR của chúng vẫn nằm trong phạm vi chấp nhận được.

3.4.2 Mô hình YOLO cải tiến đề xuất

- **Bộ dữ liệu**

Bảng 3.1: Bộ dữ liệu dùng trong mô phỏng

TT	Loại cây	Số lượng ảnh	Loại bệnh	Nguồn thu thập
1	Cà chua	16.075	đốm vi khuẩn (Bacterial Spot), đốm sớm (Early Blight), đốm muộn (Late Blight), mốc lá (Leaf Mold), virus xoắn lá vàng (Yellow Leaf Curl Virus), virus khảm (Mosaic Virus), đốm Septoria (Septoria Leaf Spot) và một lớp lá khỏe mạnh.	Một bộ dữ liệu được thu thập trong điều kiện kiểm soát từ [23] và bộ dữ liệu PlantDoc thu thập ngoài thực địa từ [24].
2	Dưa chuột	7.920	lá dưa chuột khỏe mạnh, lá bị nhiễm bệnh sương mai (Powdery mildew), và lá bị nhiễm bệnh mốc sương (Downy mildew)	Tài liệu tham khảo [25] của nhóm một nhóm nghiên cứu tại Việt Nam

Để đảm bảo tính nhất quán với yêu cầu đầu vào của mô hình YOLO, tất cả hình ảnh đã được tiền xử lý và chuyển đổi về kích thước 640×640 pixel. Bộ dữ liệu tổng hợp sau đó được chia ngẫu nhiên thành ba tập con: huấn luyện (80%), xác thực (10%) và kiểm tra (10%) nhằm hỗ trợ việc đánh giá mô hình một cách khách quan.

- **Phương pháp đánh giá**

Bảng 3.2: Các chỉ số dùng đánh giá mô hình

TT	Chỉ số đánh giá	Biểu thức tính	Ý nghĩa
1	<i>Precision (P)</i>	$P = \frac{TP}{TP + FP} * 100\%$	Tỷ lệ các khung dự đoán đúng trên tổng số khung dự đoán, phản ánh khả năng mô hình tránh các phát hiện sai.
2	<i>Recall (R)</i>	$R = \frac{TP}{TP + FN} * 100\%$	Mức độ bao phủ các đối tượng thực của mô hình, cho thấy độ nhạy đối với việc bỏ sót.

TT	Chỉ số đánh giá	Biểu thức tính	Ý nghĩa
3	<i>F1-score</i>	$F1\text{-score} = 2 * \frac{P * R}{P + R} * 100\%$	Trung bình điều hòa (harmonic mean) của Precision và Recall, cung cấp thước đo cân bằng, đặc biệt hữu ích trong các tình huống mất cân bằng lớp.
4	<i>mAP@50</i> và <i>mAP@50:95</i>	$mAP = \frac{\sum_{c=1}^C AP(c)}{C} * 100\%$	Chỉ số tổng hợp phản ánh độ chính xác nhận diện trên tất cả các loại đối tượng, được tính bằng cách lấy trung bình các giá trị Average Precision (AP)

Để đánh giá hiệu quả của hàm kích hoạt α -SiLU được đề xuất trong các mô hình YOLO luận án sử dụng một số chỉ số đánh giá chuẩn thường được áp dụng trong các bài toán phát hiện đối tượng (Bảng 3.2).

- Mô hình được huấn luyện trên nền tảng phần cứng bao gồm GPU NVIDIA GeForce GTX 1660 (6GB VRAM), CPU Intel Xeon E5-2689 và 64GB RAM, vận hành trên hệ điều hành Windows 10. Môi trường phần mềm sử dụng Python 3.9.19, PyTorch 2.3.1 với hỗ trợ CUDA 11.8, cùng với Ultralytics 8.3.9.

- **Kết quả huấn luyện mô hình**

- a) *Đánh giá trên mô hình YOLOv11n*

Kết quả huấn luyện mô hình YOLOv11n trên 2 bộ dữ liệu bệnh cây cà chua và cây dưa chuột với hàm kích hoạt đề xuất thể hiện trong Bảng 3.3 và Bảng 3.4

Bảng 3.3: Kết quả huấn luyện trên bộ dữ liệu bệnh cây cà chua

Mô hình	Hàm kích hoạt	α	P (%)	R (%)	F1-score (%)	mAP@50 (%)	mAP@50-95 (%)
YOLOv11n	α SiLU	0,5	95,70	83,40	89,13	91,80	82,00
	α SiLU	0,7	95,20	83,80	89,14	91,80	81,70
	α SiLU	0,8	96,10	82,80	89,14	92,20	82,10
	α SiLU	0,9	94,80	84,10	89,13	92,00	82,20
	α SiLU	0,95	95,30	84,60	89,63	91,90	81,90
	SiLU	1	95,20	83,40	88,91	91,30	81,30
	α SiLU	1,025	96,70	83,60	89,67	91,70	81,60
	α SiLU	1,05	95,70	84,40	89,70	92,40	82,00
	α SiLU	1,055	95,30	83,50	89,01	91,70	81,70
	α SiLU	1,1	95,20	83,30	88,85	91,60	81,80
	α SiLU	1,5	94,40	84,60	89,23	91,30	81,30
	α SiLU	1,8	95,60	83,80	89,31	91,50	81,40
	α SiLU	2	96,30	83,40	89,39	91,60	81,50

Bảng 3.4: Kết quả huấn luyện trên bộ dữ liệu bệnh cây dưa chuột

Mô hình	Hàm kích hoạt	α	P (%)	R (%)	F1-Score (%)	mAP@50 (%)	mAP@50-95 (%)
YOLOv11n	α SiLU	0,5	87,40	87,50	87,45	94,20	80,70
	α SiLU	0,7	87,40	87,10	87,25	94,30	80,90
	α SiLU	0,85	87,10	87,30	87,20	94,10	80,60
	α SiLU	0,9	87,60	86,30	86,95	94,00	80,50
	α SiLU	0,95	89,10	85,90	87,47	94,20	80,70
	SiLU	1	87,80	87,00	87,40	94,10	80,80
	α SiLU	1,025	88,00	86,00	86,99	94,10	80,60
	α SiLU	1,05	87,80	87,60	87,70	94,30	81,00
	α SiLU	1,06	88,00	87,30	87,65	94,20	80,80
	α SiLU	1,08	89,60	85,60	87,55	94,30	80,70
	α SiLU	1,1	88,40	86,30	87,34	94,20	80,70
	α SiLU	1,5	88,10	87,90	88,00	94,20	80,90
	α SiLU	1,8	86,60	88,10	87,34	93,90	80,80
	α SiLU	2	87,80	86,70	87,25	94,10	80,80

Kết quả thực nghiệm cho thấy, $\alpha = 1,05$ là cấu hình tối ưu, cải thiện rõ rệt so với SiLU chuẩn và duy trì hiệu năng ổn định trên cả hai bộ dữ liệu. Dù $\alpha = 0,9$ đạt mAP@50-95 cao nhất, nó thiếu sự ổn định toàn diện. Một số giá trị khác như 0,95 hay 1,5 vẫn cho kết quả cạnh tranh, đặc biệt trên dữ liệu cân bằng. Nhìn chung, khoảng $\alpha \in [0,95; 1,1]$ nổi lên như vùng tối ưu thực tiễn, đảm bảo tính khái quát hóa, ổn định gradient và phù hợp cho các mô hình thời gian thực triển khai trên thiết bị biên.

b) So sánh thực nghiệm giữa các phiên bản YOLO

Để tiếp tục kiểm chứng khả năng khái quát hóa của hàm kích hoạt α SiLU được đề xuất, luận án đã mở rộng phạm vi thí nghiệm sang các biến thể YOLO khác, cụ thể là YOLOv5n, YOLOv8n và YOLOv10n.

Bảng 3.5: Đánh giá hiệu năng các kiến trúc YOLO trên bộ dữ liệu bệnh cây dưa chuột

Mô hình	Precision	Recall	F1-score	mAP@50	mAP@50-95
YOLOv5n (SiLU)	88,10%	84,50%	86,26%	93,50%	79,30%
YOLOv5n ($\alpha = 1,05$)	88,40%	85,00%	86,67%	93,60%	79,30%
YOLOv8n (SiLU)	85,70%	87,00%	86,35%	93,40%	79,70%
YOLOv8n ($\alpha = 1,05$)	86,50%	87,20%	86,85%	93,50%	79,80%
YOLOv10n (SiLU)	88,80%	84,60%	86,65%	93,50%	79,40%
YOLOv10n ($\alpha = 1,05$)	89,70%	84,90%	87,23%	94,00%	79,80%
YOLOv11n(SiLU)	87,80%	87,00%	87,40%	94,10%	80,80%
YOLOv11n ($\alpha = 1,05$)	87,80%	87,60%	87,70%	94,30%	81,00%

Bảng 3.6: Đánh giá hiệu năng các kiến trúc YOLO trên bộ dữ liệu bệnh cây cà chua

Mô hình	Precision	Recall	F1-score	mAP@50	mAP@50-95
YOLOv5n (SiLU)	88,10%	84,50%	86,26%	93,50%	79,30%
YOLOv5n ($\alpha = 1,05$)	88,40%	85,00%	86,67%	93,60%	79,30%
YOLOv8n (SiLU)	85,70%	87,00%	86,35%	93,40%	79,70%
YOLOv8n ($\alpha = 1,05$)	86,50%	87,20%	86,85%	93,50%	79,80%
YOLOv10n (SiLU)	88,80%	84,60%	86,65%	93,50%	79,40%
YOLOv10n ($\alpha = 1,05$)	89,70%	84,90%	87,23%	94,00%	79,80%
YOLOv11n(SiLU)	87,80%	87,00%	87,40%	94,10%	80,80%
YOLOv11n ($\alpha = 1,05$)	87,80%	87,60%	87,70%	94,30%	81,00%

Trên bộ dữ liệu dưa chuột (Bảng 3.5), tích hợp α SiLU ($\alpha = 1,05$) giúp cải thiện hiệu năng trên tất cả mô hình, trong đó YOLOv11n đạt cao nhất với 94,3% mAP@50 và 81,0% mAP@50-95, vượt SiLU chuẩn +0,2%. Trên bộ dữ liệu cà chua (Bảng 3.6), đặc trưng bởi mất cân bằng lớp, α SiLU vẫn cho kết quả tích cực, đặc biệt trên YOLOv10n và YOLOv11n (tăng đến +1,1% mAP@50 và +0,7% mAP@50-95), dù YOLOv5n và YOLOv8n ghi nhận giảm nhẹ Recall.

Tóm lại, α SiLU chứng tỏ là một hàm kích hoạt thay thế trực tiếp hiệu quả, không cần điều chỉnh kiến trúc, vẫn cải thiện đáng kể hiệu năng và có khả năng mở rộng trên nhiều thế hệ YOLO, phù hợp cho các ứng dụng yêu cầu đồng thời độ chính xác và hiệu quả tính toán.

c) So sánh thực nghiệm giữa các hàm kích hoạt

Để có cái nhìn sâu hơn về tác động chức năng của α SiLU, NCS đã tiến hành so sánh với một số hàm kích hoạt phổ biến khác, bao gồm LeakyReLU, ReLU, Mish, GELU, ELU và SiLU mặc định. Kết quả cho trong Bảng 3.7 và Bảng 3.8.

Bảng 3.7: Đánh giá các hàm kích hoạt thay thế trên dữ liệu bệnh cây cà chua

Mô hình	Hàm kích hoạt	mAP@50 (%)	mAP@50-95 (%)	Độ trễ (ms)
YOLOv11n	LeakyReLU	91,00	80,60	5,9
YOLOv11n	ReLU	91,20	80,80	5,8
YOLOv11n	Mish	91,20	81,30	5,9
YOLOv11n	GELU	91,40	81,30	5,9
YOLOv11n	ELU	91,70	81,60	5,9
YOLOv11n	SiLU	91,30	81,30	6,1
YOLOv11n	CAReLU	91,50	80,90	12,1
YOLOv11n ($\alpha = 1,05$)	αSiLU	92,40	82,00	6,6

Bảng 3.8: Đánh giá các hàm kích hoạt thay thế trên dữ liệu bệnh cây dưa chuột

Mô hình	Hàm kích hoạt	mAP@50 (%)	mAP@50-95 (%)	Độ trễ (ms)
YOLOv11n	LeakyReLU	94,00	80,10	6,4
YOLOv11n	ReLU	94,20	80,20	6,3
YOLOv11n	Mish	94,10	80,80	6,2
YOLOv11n	GELU	94,20	80,70	6,4
YOLOv11n	ELU	94,10	80,60	6,3
YOLOv11n	SiLU	94,10	80,80	6,6
YOLOv11n	CAReLU	93,80	80,10	12,4
YOLOv11n ($\alpha = 1,05$)	α SiLU	94,30	81,00	7,0

Tóm lại, α SiLU vượt trội hơn các hàm kích hoạt khác về độ chính xác nhận diện trên cả hai bộ dữ liệu, đồng thời duy trì chi phí tính toán thấp hơn đáng kể. Những phát hiện này một lần nữa khẳng định tính hiệu quả của α SiLU, không chỉ như một thay thế trực tiếp cho SiLU, mà còn như một giải pháp thực tiễn và hiệu quả so với các hàm kích hoạt phức tạp hơn như Mish, GELU và CAReLU.

3.6 Kết luận chương 3

Chương 3 đã thực hiện được một số nội dung chính để đạt được mục tiêu của luận án như sau:

- Nghiên cứu và đề xuất phương pháp khử nhiễu cho bộ dữ liệu hình ảnh cây trồng do robot di động thu thập từ cảm biến hình ảnh tại một số vị trí trong khu vực giám sát được gửi về trung tâm điều khiển để phục vụ cho việc phân tích dữ liệu và điều khiển giám sát sự phát triển của cây trồng, trong đó ưu tiên phát hiện sâu bệnh trên cây trồng.

- **Đề xuất cải tiến mô hình YOLO phát hiện sâu bệnh cây trồng bằng cách hiệu chỉnh hàm kích hoạt SiLU theo hệ số tỷ lệ α .** Hàm kích hoạt α SiLU giúp mô hình tăng khả năng biểu diễn phi tuyến, cải thiện tốc độ hội tụ trong quá trình huấn luyện và nâng cao độ chính xác nhận diện so với một số hàm kích hoạt khác. Kết quả thử nghiệm bước đầu cho thấy mô hình cải tiến có khả năng phát hiện sâu bệnh tốt hơn, đáp ứng yêu cầu ứng dụng thực tiễn trong điều kiện nhà kính. Các kết quả nghiên cứu ở chương này được công bố ở công trình số 5 của NCS.

KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

Luận án đã đạt được mục tiêu đề ra là: Điều hướng Robot di động trong nhà kính nông nghiệp đảm bảo thu thập đầy đủ dữ liệu đo từ các nút cảm biến đầu cụm trong phạm vi thời gian cho phép xác định trước, ưu tiên giảm tiêu hao năng lượng cho các cụm cảm biến. Giám sát sự phát triển của cây trồng trong nhà kính nông nghiệp, phát hiện sâu bệnh kịp thời để có biện pháp phòng chống sâu bệnh nhằm nâng cao sản lượng thu hoạch trong nhà kính nông nghiệp. Ngoài ra, luận án đã mô phỏng và đánh giá thuật toán cho phương pháp đề xuất, mô hình cải tiến. Luận án đề xuất những đóng góp chính như sau:

➤ **Đề xuất giải pháp điều hướng cho robot di động thu thập đầy đủ dữ liệu từ mạng cảm biến không dây trong thời gian cho phép xác định trước.** Giải pháp được đề xuất được thiết kế để đáp ứng các yêu cầu sau: Giảm thiểu tổng chiều dài quãng đường di chuyển của robot di động. Mỗi nút cảm biến đầu cụm phải được robot di động đi đến trong khoảng thời gian báo cáo giới hạn ξ_0 , điều này đảm bảo không xảy ra hiện tượng tràn dữ liệu tại bất kỳ nút cảm biến đầu cụm nào. Robot di động hoàn thành quỹ đạo di chuyển riêng của mình trong khoảng thời gian báo cáo ξ_0 đã quy định. Giải pháp đề xuất phục vụ việc giám sát môi trường và sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp.

➤ **Đề xuất cải tiến mô hình YOLO nhằm nâng cao chất lượng phát hiện sâu bệnh cây trồng trong nhà kính nông nghiệp.** Mô hình YOLO cải tiến dựa trên việc đề xuất hàm kích hoạt α SiLU. Hàm kích hoạt này có khả năng cải thiện mAP@50–95, vốn là chỉ số đặc biệt quan trọng trong chẩn đoán hình ảnh nông nghiệp có các dấu hiệu bệnh thường rất đa dạng và khó nhận diện. Tìm ra khoảng α thuộc vùng tối ưu, cân bằng giữa tính biểu đạt và luồng gradient, đồng thời duy trì các chỉ số mAP và F1 ở mức cao. Sự hội tụ này cho thấy α SiLU mang lại sự linh hoạt trong thích ứng với nhiệm vụ mà không cần thay đổi kiến trúc. Đề xuất này nâng cao chất lượng giám sát sự phát triển của cây trồng trong nông nghiệp.

➤ **Hướng phát triển của luận án:** Trong các hướng nghiên cứu tiếp theo, NCS tập trung vào nghiên cứu điều hướng cho hệ đa robot di động thu thập dữ liệu cảm biến của mạng cảm biến không dây trong nhà kính nông nghiệp thực tế để đánh giá khả năng ứng dụng thực tiễn và đánh giá hiệu suất của hàm kích hoạt SiLU cải tiến trên các mô hình trí tuệ nhân tạo có phiên bản mới nhất và trên các bộ dữ liệu sâu bệnh cây trồng khác nhau.

DANH MỤC CÁC BÀI BÁO ĐÃ XUẤT BẢN LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

1. “Xây dựng hệ định vị, bản đồ hóa cho robot tự hành trong nhà kính nông nghiệp dựa trên hệ điều hành lập trình cho robot” *Tạp chí KH&CN quân sự, Số Đặc san Hội thảo Quốc gia FEE*, 10/2021, tr.168-175, ISSN: 1859-1043.
2. “Xây dựng hệ điều hướng trên bản đồ, định vị SLAM cho Robot tự hành trong nhà kính nông nghiệp dựa trên hệ điều hành ROS” *Proceedings the 6th Vietnam International Conference and Exhibition on Control and Automation VCCA-2021*, ISBN 978-604-73-5569-3.
3. “Lập quỹ đạo cục bộ dựa trên bản đồ đồng thời SLAM cho Robot tự hành trong nhà kính nông nghiệp trên nền tảng hệ điều hành ROS” *Hội thảo quốc gia lần thứ XXIV: Một số vấn đề chọn lọc của công nghệ thông tin và truyền thông-* Thái Nguyên, 13-14/12/2021.
4. “Enhancing network lifetime and data integrity in WSNs via optimized mobile robot trajectories” *Journal of Robotics and Control (JRC) 2025*, 6(5), pp. 2260-2271, Scopus indexed (Q2).
5. “Improving YOLO-based Plant Disease Detection using α SILU: a Novel Activation Function for Smart Agriculture” *AgriEngineering 2025*, 7(9), 271, JCR - Q2 (Agricultural Engineering).
6. “Appication of Fast Segment Anything Model (FASTSAM) for autonomous robot indentifying plant diease” *Thanh Dong University Journal of Sciences and Technology*, 2023 Sep, pp.50, ISSN 2734-9500.
7. “Xây dựng hệ điều hướng cho Robot tự hành giám sát sâu bệnh trên cây trồng trong nhà lưới dựa trên hệ điều hành ROS”, *Proceedings the 7th Vietnam International Conference and Exhibition on Control and Automation VCCA-2024*, ISBN 978-604-937-357-2.