

TỔNG QUAN CÁC PHƯƠNG PHÁP KẾT HỢP HỌC SÂU VÀ KỸ THUẬT HÌNH ẢNH TRONG ĐÁNH GIÁ SINH TRƯỞNG THỰC VẬT

A REVIEW OF UTILIZING DEEP LEARNING AND IMAGING FOR PLANT GROWTH ASSESSMENT

Hà Quang Hưng¹, Vũ Minh Trung¹,
Chu Đức Hà¹, Phạm Minh Triển^{1,*}

DOI: <http://doi.org/10.57001/huih5804.2024.208>

TÓM TẮT

Nghiên cứu này đánh giá các ứng dụng của học sâu và chụp ảnh đa bước sóng trong việc giám sát sinh trưởng thực vật. Sự phát triển nhanh chóng của công nghệ chọn tạo giống khiến việc tích hợp các nền tảng phân tích kiểu hình thông lượng cao sử dụng ảnh là bước tiến quan trọng để nghiên cứu các đặc tính phức tạp của thực vật. Học sâu với khả năng phân loại hình ảnh hiệu quả vẫn gặp thách thức trong đánh giá sinh trưởng thực vật như yêu cầu dữ liệu được gán nhãn lớn và khả năng xử lý thông tin không gian - thời gian. Bài viết đề cập nhu cầu phát triển phần mềm và kỹ thuật mới để cải thiện khả năng phân tích dữ liệu hướng tới kết quả phù hợp với mô hình sinh lý thực vật. Sự phát triển của học sâu và kỹ thuật hình ảnh hứa hẹn về việc cung cấp thông tin chi tiết hơn về kiểu hình thực vật, tăng tốc độ phân tích và cải thiện hiểu biết về sự phát triển thực vật trong môi trường đa dạng. Nghiên cứu này không chỉ tổng quan về hai lĩnh vực trên với những công bố cập nhật đến thời điểm hiện tại mà còn đưa ra nhận định về nhu cầu phát triển công nghệ và đề xuất các hướng nghiên cứu trong tương lai.

Từ khóa: Học máy, học sâu, phân tích ảnh, kiểu hình thực vật, kỹ thuật hình ảnh.

ABSTRACT

This study evaluate advancements in the application of deep learning and multi-wavelength imaging techniques for monitoring and phenotyping plant growth. With the rapid development of plant breeding technology, effectively integrating high-throughput phenotyping platforms, utilizing conventional imaging to tomographic imaging, which represent a significant step forward in researching complex traits related to plant growth and adaptability. Although deep learning methods have demonstrated breakthrough capabilities of image classification in various fields, their application in plant growth monitoring presents challenges such as the need for extensive data annotation and the ability to process spatial and temporal information simultaneously. This article emphasizes the necessity of developing new softwares and techniques to improve data interpretability and achieves results that align with plant physiological models. Progress in both deep learning and image techniques areas promises to provide more detailed insights into plant phenotypes, accelerate analysis, and enhance our understanding of plant development in diverse environments. This research not only reviews a new state-of-the-art deep learning and image techniques but also provides comments on the need for technology development and proposes future research directions.

Keywords: Machine learning, deep learning, image analyse, plant phenotyping, image techniques.

¹Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

*Email: trienpm@vnu.edu.vn

Ngày nhận bài: 11/4/2024

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 16/5/2024

Ngày chấp nhận đăng: 25/6/2024

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Hiện nay, cuộc khủng hoảng năng lượng, an ninh lương thực và tình trạng biến đổi khí hậu đang đặt ra những thách thức lớn cho nền sản xuất nông nghiệp trên toàn cầu. Việc hiểu rõ và theo dõi được quá trình sinh trưởng của cây trồng thông qua các chỉ tiêu sinh lý trở nên ngày càng quan trọng, giúp cải thiện năng suất và chất lượng của cây trồng [1]. Trên thực tế, đánh giá kiểu hình giúp phát hiện sớm triệu chứng trên cây trồng gây ra bởi các điều kiện bất lợi. Quá trình thu thập và phân tích dữ liệu kiểu hình thực vật theo thời gian thực hỗ trợ đưa ra các quyết định quản lý kịp thời cho vụ mùa [2]. Vì thế, phương pháp đánh giá kiểu hình thực vật dựa trên hình ảnh trở thành công cụ không thể thiếu trong canh tác chính xác. Thông thường, phương pháp đánh giá chất lượng dựa trên các đặc điểm ngoại hình của cây trồng là kiểm tra bằng mắt. Phương pháp này thường chậm, thiếu chính xác và phụ thuộc vào kinh nghiệm của người khảo sát. Ngược lại, các chỉ tiêu sinh lý của cây trồng thường được đo lường qua phân tích phá hủy tại phòng thí nghiệm hoặc bằng các thiết bị di động nhưng gặp hạn chế về tốc độ phân tích và số lượng mẫu [2]. Do đó, việc đánh giá kiểu hình cây trồng dựa trên hình ảnh sẽ nâng cao đáng kể hiệu suất và khả năng xử lý lượng lớn mẫu cũng như độ chính xác.

Trong thời gian gần đây, các hệ thống đánh giá kiểu hình tự động thông lượng cao đã được thiết kế và áp dụng rộng rãi trong các công trình nghiên cứu khoa học [3]. Những hệ thống này tích hợp nhiều kỹ thuật ảnh tiên tiến để thu thập dữ liệu

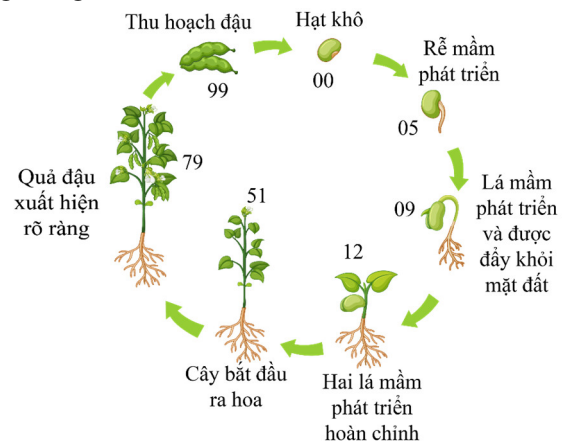
phục vụ cho các nghiên cứu về thực vật. Trong đó, một số kỹ thuật phổ biến có thể kể đến là chụp ảnh khả kiến (Red Green Blue, RGB); ảnh huỳnh quang; ảnh nhiệt; ảnh quang phổ bao gồm đa phổ và siêu phổ; kỹ thuật tạo ảnh 3D như LiDAR (Light Detection and Ranging), ảnh stereo, ảnh cảm biến thời gian bay (Time of Flight, ToF), độ sâu trường ảnh (Depth of Field, DoF); ảnh chụp cắt lớp bao gồm chụp cộng hưởng từ (Magnetic Resonance Imaging, MRI), chụp cắt lớp phát xạ positron (Positron Emission Tomography, PET), chụp cắt lớp vi tính (Computed Tomography, CT); ảnh vệ tinh (Radar khẩu độ tổng hợp, SAR). Bên cạnh đó, các công cụ xử lý dữ liệu hình ảnh đặc biệt là những giải thuật học máy cũng đã được áp dụng để tăng cường chất lượng và hiệu quả của quá trình phân tích. Mặc dù vậy, những phương pháp học máy truyền thống thường yêu cầu sự tham gia của con người trong quá trình chuẩn bị và tiền xử lý dữ liệu hình ảnh đầu vào cho mô hình. Điều này không chỉ hạn chế khả năng ứng dụng công nghệ mà đôi khi còn khiến quá trình phân tích trở nên tốn thời gian và khó khăn hơn. Do đó học sâu với khả năng tự động trích xuất đặc trưng từ dữ liệu trong quá trình huấn luyện đã mở ra hướng tiếp cận mới cho việc phát triển các hệ thống giám sát sinh trưởng thực vật một cách tự động.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Trong bài đánh giá này, chúng tôi tập trung mô tả về cách các kỹ thuật hình ảnh và mô hình học sâu được kết hợp giúp hỗ trợ quá trình thu thập và xử lý dữ liệu hình ảnh. Quá trình thực hiện nghiên cứu tổng quan bắt đầu bằng cách đưa ra các câu hỏi để tìm kiếm và xác định tiêu chí lựa chọn. Chúng tôi đưa ra các câu hỏi như: Các kỹ thuật hình ảnh, phương pháp học sâu nào đã được nghiên cứu và ứng dụng trong giám sát sinh trưởng thực vật? Những lợi thế, hiệu quả của các kỹ thuật, phương pháp đó? Những khó khăn, hạn chế có thể gặp phải là gì? Từ những câu hỏi trên chúng tôi lựa chọn những từ khoá bằng tiếng Anh để mở rộng vùng tìm kiếm như: deep learning, plant growth monitoring, image-based plant growth, image techniques, plant development, plant phenotyping và lựa chọn các bài báo được đăng trên các tạp chí uy tín thuộc danh mục Web of Sciences/Scopus. Sau đó các bài báo có liên quan được tổng hợp, sắp xếp lại với phần đầu của bài đưa ra định nghĩa về sinh trưởng thực vật. Kế tiếp đưa ra tổng quan về các kỹ thuật hình ảnh đa bước sóng đã được nghiên cứu để thu dữ liệu kiểu hình với ưu nhược điểm tương ứng và những hạn chế của những kỹ thuật đó trong đánh giá sinh trưởng cây trồng. Để mô tả các vấn đề liên quan đến phương pháp thực hiện, các đánh giá, phân tích về mô hình học sâu đã được phát triển hoặc triển khai thành công trong bài toán giám sát sinh trưởng và phân tích các dữ liệu từ thực vật sẽ được trình bày ở các phần tiếp theo của bài. Nghiên cứu này không những cung cấp một cái nhìn tổng quan về tình hình phát triển của công nghệ, đặc biệt là các kỹ thuật ảnh và ứng dụng học sâu vào nông nghiệp, mà còn xác định các nhu cầu cụ thể và đề xuất các hướng nghiên cứu trong tương lai.

3. KỸ THUẬT HÌNH ẢNH TRONG THU THẬP DỮ LIỆU SINH TRƯỞNG CÂY TRỒNG

Giai đoạn sinh trưởng đóng một vai trò quan trọng tới việc lựa chọn giống và các hoạt động khác trong nông nghiệp như bón phân và thu hoạch. Thuật ngữ “sinh trưởng” được hiểu là sự tăng trưởng kích thước theo thời gian của cây trồng như chiều cao, đường kính, sinh khối và khối lượng [4]. Theo cách thủ công, sự phát triển của cây được mô tả theo quy mô tăng trưởng dựa vào thang đo do Viện Sinh học, Văn phòng Giống cây trồng và ngành Công nghiệp Hoá chất Liên bang Đức xây dựng gọi là BBCH (Biologische Bundesanstalt, Bundessortenamt und Chemische Industrie) với các mã quy định riêng biệt [5] liên quan tới giai đoạn tăng trưởng của cây (từ BBCH 00 cho giai đoạn hạt khô cho đến BBCH 99 cho giai đoạn thu hoạch sản phẩm) giúp cho việc trao đổi thông tin thuận lợi hơn trong lĩnh vực khoa học kiểu hình cây giữa cộng đồng khoa học. Hình 1 thể hiện các giai đoạn phát triển của cây đậu với các giai đoạn được đánh dấu bằng thang đo BBCH [6].



Hình 1. Mô hình sinh trưởng cây đậu sử dụng thang đo BBCH [6]

Không chỉ vậy, các nhà nghiên cứu đã có nhiều nỗ lực trong việc mô hình hoá giai đoạn phát triển của cây thông qua các phương pháp định lượng sử dụng bộ phận và cơ quan của cây như lá, thân, hoa và quả. Sự thay đổi của những bộ phận, cơ quan này trong một khoảng thời gian dài được xem là phản ánh đặc trưng cho sự phát triển của cây. Ngoài ra, các tính trạng của cây còn được thể hiện qua nhiều đặc điểm như hình dạng rễ, sinh khối, hiệu suất quang hợp, phản ứng với các yếu tố stress sinh học và phi sinh học. Trên thực tế, các nhà nghiên cứu đã sử dụng một loạt các thang đo không gian - thời gian để mô tả quá trình này. Ví dụ, trong các giao thức thu thập dữ liệu của Mạng lưới Sinh vật học Quốc gia Hoa Kỳ (USA-NPN), giai đoạn sinh trưởng có thể quan sát của một cây được ghi lại cùng với tần suất xuất hiện của nó tại một thời điểm cụ thể (ví dụ tỷ lệ nở hoa ở trên cây), trong khi sự sinh trưởng của nhóm cây cùng loài được biểu thị bằng những biểu hiện có thể quan sát trong một khoảng thời gian nhất định (ví dụ tỷ lệ cây ra hoa trong một tháng). Những biến đổi của cây trồng cho thấy sự cần thiết phải có các phương pháp tiếp cận kép trong nghiên cứu sự phát triển của thực vật, bao

gồm các phương pháp định tính và định lượng. Bằng cách này, các nhà nghiên cứu sẽ có cái nhìn toàn cảnh hơn về quá trình sinh trưởng phức tạp của thực vật.

Các nhà nghiên cứu đã đề xuất cách phân loại kiểu hình thực vật thành ba loại dựa theo đặc điểm cấu trúc, đặc tính sinh lý và theo thời gian [7]. Họ tiếp tục phân loại các kiểu hình theo cấu trúc và sinh lý thành:

- Toàn phần: Từ cấu trúc tổng thể và hình dáng của cây, chúng ta có thể mô tả, đo lường, phân tích các đặc điểm như kích thước, hình dạng, tỉ lệ giữa các bộ phận của cây, cách chúng phát triển hoặc thay đổi theo thời gian.

- Từng phần: Mô tả các đặc điểm bắt nguồn từ phép đo các bộ phận và cơ quan riêng lẻ.

Đối với đánh giá kiểu hình theo thời gian, các phép đo dựa trên sự thay đổi các đặc điểm cây trồng theo thời gian nhằm chỉ ra các giai đoạn sinh trưởng trong chu kỳ phát triển của cây trồng.

3.1. Ứng dụng các kỹ thuật hình ảnh trong phân tích và đánh giá sinh trưởng cây trồng

Các phương pháp đánh giá thủ công sinh trưởng cây trồng thường dựa vào kinh nghiệm của các chuyên gia. Những phương pháp này thường thiếu chính xác do hạn chế về khả năng theo dõi các thay đổi nhỏ trên cây trồng. Sự phát triển của các kỹ thuật hình ảnh hiện đại và nhiều loại cảm biến quang học khác nhau từ cảm biến ánh sáng khả kiến đến cảm biến hồng ngoại, huỳnh quang và nhiệt độ đang mở rộng khả năng theo dõi sự phát triển và các phản ứng của thực vật dưới nhiều điều kiện môi trường. Bảng 1 mô tả tập hợp các kỹ thuật hình ảnh và đặc điểm kiểu hình thực vật.

Ảnh RGB được chụp trong ánh sáng khả kiến để chụp hình tán lá trong khoảng phổ tương ứng với vùng ánh sáng xanh lam, xanh lục và đỏ. Từ hình ảnh RGB thu được, chúng ta có thể phân tích được các đặc tính kiểu hình - sinh lý của thực vật thông qua trạng thái stress sinh học và phi sinh học khác nhau, có thể kể đến như lượng diệp lục, khối lượng sinh khối, tình trạng nước và nitơ. Cụ thể, Duan cùng cộng sự đã ghi nhận việc sử dụng ảnh RGB trong việc thu thập các thông số chiều dài, chiều rộng hạt và số lượng bông trên cây lúa [8]. Các nghiên cứu đều ghi nhận rằng, sử dụng ảnh RGB là một phương thức chi phí thấp để thu thập lượng dữ liệu thực vật với số lượng lớn. Trong các phương pháp để nhận biết xác định bệnh hoặc các rối loạn do stress sinh học trên cây trồng, chụp ảnh huỳnh quang (hay còn gọi là huỳnh quang chlorophyll) là một phương pháp hiệu quả nhờ tính chất phát quang của thực vật khi được kích thích bởi ánh sáng để phát hiện. Bằng việc chụp ảnh huỳnh quang dưới nhiều mức bức xạ để theo dõi sự thay đổi của chất diệp lục, Nedbal cùng nhóm nghiên cứu đã chứng minh khả năng phân biệt các khu vực bị nhiễm mốc trên bề mặt quả chanh [9]. Nhằm mục đích nghiên cứu các quá trình thoát hơi nước hay độ dẫn khí khổng, phương pháp ảnh nhiệt hay còn gọi là chụp ảnh hồng ngoại nhiệt đã được sử dụng. Bằng cách ghi lại bức xạ hồng ngoại phát ra từ bề mặt của cây trồng cùng với khả năng thu bức xạ trong khoảng từ 3 - 14μm tập

trung chủ yếu ở dải bước sóng 3 - 5μm và 7 - 14μm, thông tin trong hai dải bước sóng này giúp nghiên cứu các đặc điểm như đánh giá khả năng chịu hạn, sàng lọc kiểu gen và tối ưu kiểu hình thực vật. Cụ thể, Johns cùng nhóm nghiên cứu đã sử dụng ảnh nhiệt theo dõi phản ứng của khí khổng để phát hiện sự thay đổi nhiệt độ lá trên cây nho và lúa [10]. Từ đó, nhóm nghiên cứu có thể phân tích được các kiểu hình chống chịu hạn trong các điều kiện môi trường khác nhau.

Bảng 1. Các kỹ thuật và công nghệ trong phân tích kiểu hình thực vật sử dụng ảnh

Đặc điểm thực vật	Kỹ thuật hình ảnh							
		Ảnh khả kiến	Ảnh huỳnh quang	Ảnh nhiệt	Ảnh đa phổ / siêu phổ	Ảnh 3D (LiDAR, stereo, DoF, ToF)	Ảnh chụp cắt lớp (MRI, PET, CT)	Ảnh vệ tinh (SAR)
Cấu trúc hình thái	Chiều cao	X			X	X		X
	Sinh khối	X	X		X	X		X
	Độ che phủ	X		X	X	X		X
	Tình trạng đổ ngã	X	X	X	X	X		X
Đặc điểm sinh lý	FAPAR	X			X			
	Độ bền lá/trạng thái già hoá của lá	X			X			
	Hệ số quang hợp hiệu dụng		X					
Hàm lượng chất	Hàm lượng diệp lục	X			X			
	Hàm lượng nitrogen	X			X			
	Hàm lượng nước	X		X	X			
Stress sinh học	Virus	X	X	X	X		X	
	Nấm	X	X	X	X		X	
	Vi khuẩn	X	X	X	X		X	
Stress phi sinh học	Thiếu dinh dưỡng	X	X	X	X		X	
	Tổn thương vật lý	X	X	X	X		X	
	Tổn thương hoá học	X	X	X	X		X	

Nghiên cứu về quang phổ của thực vật chủ yếu tập trung vào việc phân tích phản xạ, hấp thụ và phát xạ ánh sáng ở các bước sóng khác nhau, kết hợp cùng các kỹ thuật phân tích quang phổ như phản xạ quang phổ cho phép các nhà khoa học và nhà nghiên cứu thực vật đánh giá các yếu tố quan trọng như hiệu suất quang hợp, tình trạng thiếu nước. Bên cạnh đó, việc sử dụng ảnh 3D trong nghiên cứu thực vật đang ngày càng trở nên phổ biến để định lượng chính xác sự tăng trưởng và phát triển của cây, cũng như tránh nhầm lẫn giữa sự tăng trưởng và chuyển động của các bộ phận

thực vật khi phân tích ảnh 2D có thể gặp phải. Công nghệ LiDAR sử dụng tia laser để tạo mô hình 3D đã cung cấp hình ảnh chi tiết và chính xác về cấu trúc thực vật. Các phương pháp tái tạo 3D dựa trên hình học với chi phí thấp sử dụng một hoặc nhiều camera quang học đã và đang được sử dụng như DoF, ToF và ánh sáng cấu trúc. Để phân tích cấu trúc bên trong thực vật mà không cần xâm lấn phải kể đến các công nghệ chụp cắt lớp như MRI, PET và CT. Các kỹ thuật này cung cấp thông tin chi tiết về cấu trúc bên trong, sự phát triển của rễ, sự phân bố nước và chất dinh dưỡng cũng như mô hình tăng trưởng của thực vật. MRI với khả năng tạo ảnh chính xác về cấu trúc thực vật được ứng dụng rộng rãi trong việc nghiên cứu khả năng phân phối nước [11] và hệ thống rễ của cây [12]. Nhờ khả năng chụp ảnh cắt lớp xuyên suốt cơ thể của công nghệ CT cho phép phân tích cấu trúc rễ và kiểm tra sự phát triển của thân cây và cành mà không cần phải làm hại đến mẫu vật [13]. Mặc dù công nghệ PET ít phổ biến hơn trong nghiên cứu thực vật nhưng có thể cung cấp nhiều thông tin về sự chuyển hóa và vận chuyển các chất dinh dưỡng trong cây trồng [14]. Trong khi các phương pháp chụp ảnh thông thường dễ bị che phủ bởi thời tiết hoặc các tầng lá, công nghệ radar khẩu độ tổng hợp SAR có khả năng thu ảnh xuyên qua điều kiện thời tiết khắc nghiệt và thăm thực vật dày đặc, mở ra cơ hội mới cho việc thu thập dữ liệu từ xa [15]. Công nghệ này hỗ trợ việc thu thập hình ảnh chi tiết về các bộ phận của cây như lá và rễ trong nhà kính cũng như trong phòng thí nghiệm. Bên cạnh đó, chụp ảnh tán lá cần độ phân giải cao và gặp hạn chế trong ứng dụng thương mại do yêu cầu lượng hình ảnh lớn. Thu thập hình ảnh tán lá không chỉ dựa vào dữ liệu từ radar mà còn được hỗ trợ bởi các thiết bị khác như UAV, robot, IoT trang bị cảm biến ảnh giúp mở rộng phạm vi và hiệu quả thu thập dữ liệu. Sự kết hợp giữa dữ liệu ảnh tán lá, thông tin từ các cảm biến từ xa như vệ tinh mang lại cái nhìn toàn diện về sự sinh trưởng và phát triển của thực vật. Từ đó sự thay đổi trong sức khỏe thực vật có thể được xác định trước khi các biểu hiện kiểu hình trở nên rõ ràng, cho phép can thiệp sớm để tối ưu hóa tăng trưởng và năng suất.

3.1.1. Ứng dụng ảnh khả kiến

Ảnh khả kiến được tạo từ hình ảnh số với mục đích cung cấp dữ liệu cho các hệ thống yêu cầu thông tin về đánh giá kiểu hình thực vật dựa trên các tính chất sinh lý. Cách thu ảnh phổ biến là thông qua cảm biến silicon (CCD hoặc CMOS) nhạy với dải ánh sáng khả kiến từ 400 đến 750nm cho phép chụp ảnh hai chiều. Dữ liệu ảnh gốc thường được biểu diễn dưới dạng ma trận không gian với các giá trị cường độ ánh sáng tương ứng với lượng photon trong các dải đỏ (~600nm), xanh lá (~550nm) và xanh dương (~450nm). Máy ảnh để chụp với ánh sáng khả kiến thường là máy ảnh kỹ thuật số hoặc máy ảnh RGB/CIR do chúng cung cấp giải pháp nhanh chóng, tiết kiệm cho việc thu mẫu. Từ ảnh RGB, chúng ta có thể ước tính các đặc điểm kiểu hình và cấu trúc như diện tích lá, chiều cao cây và chiều rộng thân.

Nhưng khả năng ứng dụng của phương pháp này còn vượt xa phân tích kích thước đơn thuần. Ở ngoài trời, hình

ảnh khả kiến mang lại dữ liệu về mức độ phủ bì của tán lá và màu sắc của nó. Trong điều kiện môi trường được kiểm soát như nhà kính, ảnh RGB có thể được sử dụng để nghiên cứu khối lượng sinh khối của phần chồi, tỉ lệ thẩm thấu, mức độ nảy mầm, sức khỏe của cây con và cấu trúc rễ. Mặc dù vậy, việc sử dụng công nghệ này ở ngoài trời gặp phải nhiều hạn chế bao gồm: (1) độ tương phản không rõ ràng giữa lá với nền về màu sắc và độ sáng; (2) khả năng loại bỏ bóng từ tán lá; (3) khả năng tự động lấp đầy những khoảng trống sau khi loại bỏ đất hay còn trùng ra khỏi lá; (4) ảnh hưởng của ánh sáng mặt trời đến quá trình xử lý hình ảnh tự động và (5) phân biệt các lá khi chúng gần nhau hoặc chồng chéo.

3.1.2. Ứng dụng ảnh huỳnh quang

Hệ thống ảnh huỳnh quang như một chiếc kính X-ray sinh học cho phép chúng ta "nhìn xuyên" vào bên trong thực vật. Quá trình theo dõi sự phát xạ đặc trưng ở các bước sóng khác nhau của các phân tử huỳnh quang khi thực vật được kích thích trong thời gian ngắn bằng đèn hoặc chùm laser giúp đánh giá quá trình quang hợp, hàm lượng diệp lục và những thay đổi sinh hoá khác [16]. Khi chiếu ánh sáng xanh hoặc tím vào lục lạp, một phần ánh sáng được diệp lục hấp thụ sẽ phát xạ lại. Tỉ lệ của ánh sáng phát xạ lại so với ánh sáng chiếu vào thay đổi tùy thuộc vào khả năng của thực vật chuyển hóa ánh sáng hấp thụ và đây là một chỉ số hiệu quả đánh giá khả năng hấp thụ ánh sáng của thực vật.

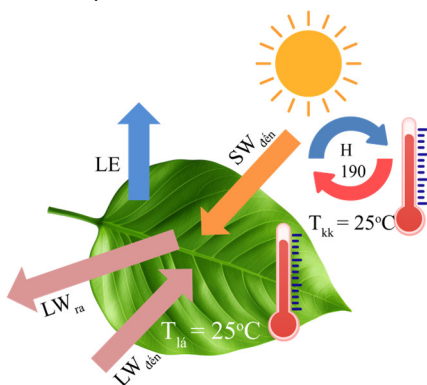
Chụp ảnh huỳnh quang là phương pháp được ưu tiên để nhận diện bệnh trên lá cây. Khi bệnh tấn công, các biến đổi trong quá trình chuyển hóa từ quang hợp đến hô hấp và trong việc vận chuyển chất dinh dưỡng thường là những đối tượng đầu tiên chịu ảnh hưởng. Bên cạnh đó, một số thí nghiệm cũng đã được thực hiện để sử dụng hình ảnh huỳnh quang diệp lục trong việc xác định vị trí các vị trí gen quy định các lô-cut tính trạng số lượng (Quantitative Trait Locus, QTLs) liên quan đến sự phát triển (như diện tích của lá) [17] qua việc sàng lọc nhanh các đột biến hoặc biến dị gen liên quan đến quang hợp và phân tích các đột biến về thành phần sắc tố quang hợp. Tuy nhiên hầu hết các nghiên cứu về hình ảnh huỳnh quang bị giới hạn ở lá hoặc cây con của mẫu vật. Ngoài ra, yêu cầu về năng lượng khi chụp ảnh huỳnh quang và điều kiện khi phải tham chiếu trong bóng tối hoặc khoảng cách đủ gần với các tán cây có thể là hạn chế cho các ứng dụng kiểu hình ngoài trời. Vì vậy, các yếu tố sức khỏe cây trồng, khả năng tái tạo hình ảnh cùng phần mềm phân tích dữ liệu là cần thiết để giải quyết việc phân tích kiểu hình trên quy mô lớn và để phát triển một quy trình chuẩn cho xử lý hình ảnh huỳnh quang.

3.1.3. Ứng dụng ảnh nhiệt

Ảnh nhiệt cho phép mô tả nhiệt độ bề mặt của vật thể thông qua bức xạ hồng ngoại mà chúng phát ra. Máy ảnh nhiệt cảm nhận được bức xạ trong phạm vi từ 3 - 14μm, đặc biệt là ở hai dải bước sóng 3 - 5μm và 7 - 14μm với độ truyền dẫn cao trong không khí. Dải 3 - 5μm có độ nhạy nhiệt cao hơn do năng lượng bức xạ cao hơn, nhưng dải bước sóng dài hơn (7 - 14μm) có thể giúp giảm thiểu sai số trong một số ứng dụng cụ thể [18]. Công nghệ nhiệt hồng ngoại ngày

càng tiến bộ cho phép máy ảnh nhiệt có độ nhạy cao với khả năng phân tích chi tiết phân bố nhiệt độ từ tán cây đến lá giúp giảm chi phí và tăng khả năng tiếp cận với người dùng.

Trong hình 2, mô hình của dòng năng lượng và nhiệt độ của một chiếc lá trong ngày nắng (đơn vị W/m^2) đã được đưa ra [19]. Mũi tên màu xanh biểu thị quá trình làm mát lá thông qua quá trình thoát hơi nước, trong khi mũi tên màu đỏ và xanh dương thể hiện sự làm nóng hoặc làm mát của lá bởi bầu khí quyển. $SW_{đến}$ đại diện cho tổng bức xạ ngắn (shortwave, SW) đến được hấp thụ bởi cả hai mặt của lá, bao gồm bức xạ trực tiếp, phản xạ và tán xạ. $LW_{đến}$ thể hiện bức xạ dài (longwave, LW) được hấp thụ bởi cả hai mặt của lá - bức xạ phát ra từ bầu trời phía trên lá, và các lá và cành xung quanh lá, phụ thuộc vào nhiệt độ và độ phát xạ tương ứng của chúng. LW_{ra} là bức xạ LW phát ra từ cả hai mặt của lá ở nhiệt độ $T_{lá}$. Và nhiệt ẩn thoát ra (latent heat, LE) cùng với lượng nhiệt hiện (sensible heat) sẽ giúp cân bằng với nhau. Vì vậy, việc theo dõi được nhiệt độ bề mặt lá giúp chúng ta nghiên cứu mối quan hệ về nước trong cây liên quan đến độ dẫn khí khổng và tốc độ thoát hơi nước, yếu tố này ảnh hưởng trực tiếp đến nhiệt độ lá. Tuy nhiên, việc phân tích nhiệt độ thực vật qua hình ảnh nhiệt bị ảnh hưởng bởi môi trường xung quanh và đòi hỏi phải được hiệu chuẩn cẩn thận.



Hình 2. Mô hình dòng năng lượng và nhiệt độ của lá dưới ánh sáng mặt trời [19]

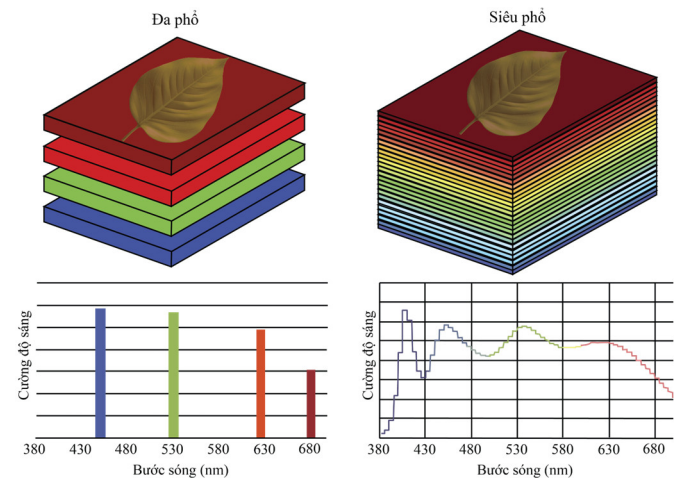
3.1.4. Ứng dụng ảnh quang phổ

Ứng dụng của hình ảnh quang phổ trong việc nghiên cứu đặc tính thực vật bắt đầu bằng việc cảm biến từ xa sự tương tác giữa ánh sáng mặt trời và thực vật. Trong dải ánh sáng khả kiến (400 - 700nm), lá cây phản xạ ít ánh sáng vì lượng diệp lục và các sắc tố khác hấp thụ tốt ở khoảng 550nm. Khi chuyển sang dải hồng ngoại gần (Near InfraRed, NIR) (700 - 1200nm), phản xạ tăng đáng kể chủ yếu do ánh sáng bị tán xạ trong lớp phiến lá và cũng có thể phản xạ từ lớp dưới cùng của tán lá. Đặc điểm như độ dày của lá và kiểu hình phát triển quyết định mẫu phản xạ ánh sáng này. Và có nhiều nghiên cứu đã sử dụng NIR để đánh giá gián tiếp sự phát triển và năng suất của cây trồng [20]. Dựa vào phản xạ quang phổ, người ta có thể tính toán chỉ số thực vật (Normalized difference vegetation index, NDVI) liên quan đến khả năng quang hợp, sắc tố và lượng nước trong lá giúp dự báo các thông tin như khối lượng sinh khối và năng suất của lúa mì và ngô [21].

Công nghệ này hỗ trợ việc ước lượng sức khỏe và sinh trưởng của thực vật giúp cung cấp các kết quả quan trọng trong cả nghiên cứu và chương trình lai tạo. Kỹ thuật chụp hình quang phổ hồng ngoại gần sử dụng phép đo đa phổ, siêu phổ (hình 3) đã được áp dụng hiệu quả trong phát hiện stress, bệnh tật và khả năng chống chịu sâu bệnh trên thực vật; ví dụ như tìm ra các đặc tính của thực vật như khả năng chống lại sâu bệnh ở mía và phản ứng đối với bệnh gỉ sắt ở lúa mì [22]. Mặc dù có những tiềm năng và lợi thế khi có thể kết hợp cùng các thiết bị khác, song việc áp dụng ảnh phổ phản xạ hồng ngoại gần và các kỹ thuật phản xạ quang phổ trong đánh giá thực vật vẫn đối mặt với thách thức do chi phí thiết bị cao và lượng dữ liệu lớn sinh ra từ các phương pháp này.

3.1.5. Ứng dụng kỹ thuật hình ảnh 3D

Công nghệ cảm biến hình ảnh đóng vai trò quan trọng trong việc lập mô hình 3D cho thực vật với các ứng dụng rộng rãi từ đánh giá kiểu hình đến nghiên cứu bệnh học thực vật. Trong số các công nghệ hiện có, LIDAR là công nghệ được sử dụng rộng rãi trong tái tạo 3D tán lá nhờ khả năng tạo ra mô hình chính xác và chi tiết bằng cách sử dụng ánh sáng cấu trúc và quét laser toàn khu vực [23]. Công nghệ này đã được chứng minh là hiệu quả trong việc xây dựng mô hình 3D nhằm tính diện tích lá và ước lượng cấu trúc tán lá thực vật. Tuy nhiên, LIDAR có nhược điểm là chi phí cao, yêu cầu thời gian chụp lâu và phức tạp trong quá trình sử dụng.



Hình 3. Sự khác nhau ảnh siêu phổ và đa phổ

Bên cạnh LIDAR, hệ thống chụp ảnh stereo sử dụng hai hoặc nhiều camera để tạo ảnh 3D cũng là một công nghệ quan trọng trong lĩnh vực này. Mặc dù có những hạn chế về độ chính xác cùng khả năng ghép cặp nhưng hệ thống stereo đã được ứng dụng thành công trong môi trường trong nhà và ngoài trời để phân tích kiểu hình, cấu trúc thực vật như chiều cao cây, diện tích lá và hình dạng lá [24]. Một công nghệ khác là ToF sử dụng bộ phát NIR để tạo ra hình ảnh độ sâu với tốc độ cao. Dù độ phân giải ban đầu không cao và bị ảnh hưởng bởi ánh sáng mặt trời, công nghệ ToF đã và đang được cải thiện như kết hợp với ảnh RGB và ảnh stereo, mở ra cơ hội mới cho việc áp dụng trong lĩnh vực đánh giá kiểu hình thực vật.

3.1.6. Ứng dụng ảnh chụp cắt lớp

Công nghệ chụp ảnh MRI sử dụng tính chất cộng hưởng từ hạt nhân để tạo hình ảnh, thu dữ liệu 3D qua đó biết được các phản ứng stress sinh học cùng các quá trình sinh lý khác của thực vật cho đến cấu trúc thực vật từ hạt giống đến hệ thống rễ và toàn bộ cây hoặc mô tả phân bố nước trong cây dưới dạng 3D mà không cần xâm lấn. MRI nhận tín hiệu từ các đồng vị phát xạ ^1H , ^{13}C , ^{14}N và ^{15}N cho phép định lượng hàm lượng nước, khả năng khuếch tán và vận chuyển nước cũng như phát hiện các phân tử được dán nhãn. Đặc biệt, chúng ta có thể thực hiện phương pháp này trên các thiết bị di động trong môi trường tự nhiên của chúng. Hình 4 là mô hình của việc đo độ tuổi của cây trồng sử dụng công nghệ MRI [25].

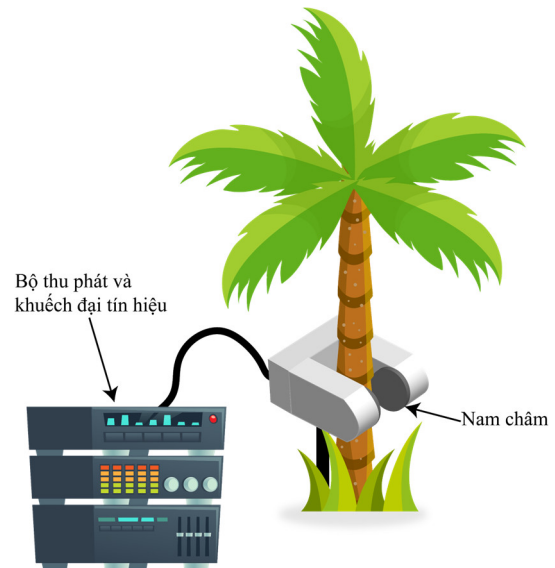
Bên cạnh đó, chụp cắt lớp phát xạ positron PET là một kỹ thuật khác có khả năng theo dõi chuyển động 3D của các hợp chất đánh dấu như là ^{11}C , ^{13}N hoặc ^{52}Fe cung cấp thông tin quan trọng về tốc độ và tỷ lệ mất mát trong quá trình vận chuyển chất dinh dưỡng của thực vật và quang hoá [26]. X-ray CT sử dụng tia X để tạo hình ảnh cắt lớp 3D từ các hình ảnh 2D, cung cấp dữ liệu về cấu trúc đất và kiến trúc hệ thống rễ giúp chúng ta hiểu sâu hơn về các cấu trúc chi tiết bên trong thực vật [27]. Tuy nhiên phương pháp này gặp hạn chế về chi phí và thời gian quét. Các kỹ thuật chụp ảnh cắt lớp này cần được cải thiện về phân vùng và tái tạo hình ảnh để đánh giá hiệu quả hơn các đặc tính cây trồng. Sự kết hợp của các phương pháp chụp ảnh đơn lẻ giúp phát hiện sớm các dấu hiệu của stress cũng như sử dụng đồng thời nhiều kỹ thuật hình ảnh (như ảnh nhiệt và huỳnh quang) để cải thiện khả năng phân biệt giữa các nguyên nhân gây ra bằng cách theo dõi các quá trình sinh lý của cây.

3.1.7. Ứng dụng ảnh vệ tinh

Radar khẩu độ tổng hợp SAR là một công nghệ quan trọng trong việc quan sát kiểu hình từ xa cho phép chúng ta thu được hình ảnh chất lượng cao không phụ thuộc vào thời gian trong ngày hay điều kiện thời tiết. Hơn 30 năm qua, SAR đã được ứng dụng rộng rãi trong nghiên cứu địa chất, thay đổi khí hậu [15], giám sát môi trường, lập bản đồ 2D và 3D thậm chí trong các ứng dụng liên quan đến an ninh và khám phá hành tinh. Ứng dụng trong nông nghiệp của SAR có thể được phân loại thành ba mục đích chính: (1) xác định loại cây trồng và thống kê diện tích đất trồng, (2) trích xuất thông số cây trồng, đất trồng và (3) ước lượng năng suất cây trồng. Những năm gần đây nguồn dữ liệu SAR ngày càng phong phú, các phương pháp tăng độ chính xác của phân loại cây trồng và trích xuất thông số bằng dữ liệu cũng được cải thiện.

Tuy nhiên, sự phát triển của nông nghiệp hiện đại đã đặt ra những yêu cầu cao hơn cho giám sát từ xa bằng SAR. Ví dụ độ chính xác của quá trình phân loại cây trồng, việc theo dõi toàn bộ chu kỳ phát triển, sự tích hợp của truy xuất thông tin với các mô hình thủy văn cùng mô hình tăng trưởng cây trồng vẫn cần được cải thiện. Trong tương lai việc sử dụng chung dữ liệu giám sát từ xa quang học và radar SAR ứng dụng đa băng tần đa chiều giúp trích xuất thông tin của cây

một cách hiệu quả. Xu hướng phát triển hệ thống SAR nhẹ và nhỏ trên máy bay không người lái sẽ là những lĩnh vực cần thúc đẩy nghiên cứu trong giám sát nông nghiệp.



Hình 4. Mô hình sử dụng công nghệ MRI để ước tính độ tuổi cây trồng [25]

3.2. Những hạn chế của ứng dụng kỹ thuật hình ảnh trong đánh giá sinh trưởng cây trồng

Cùng với sự phát triển về các công nghệ cảm biến, khả năng thu thập dữ liệu kiểu hình thực vật ngày càng trở nên đa dạng. Tuy nhiên, cùng với sự phong phú về loại dữ liệu thì dung lượng dữ liệu ngày càng lớn dẫn đến hiệu suất phân tích kiểu hình bằng các kỹ thuật hình ảnh thông thường dần bị hạn chế. Gần đây, với việc ứng dụng các mô hình học máy trong đánh giá kiểu hình đã phần nào nâng cao được hiệu suất phân tích dữ liệu. Trong mô hình học máy truyền thống, bước tiền xử lý và trích xuất các đặc trưng kiểu hình thực vật từ hình ảnh chủ yếu dựa vào kinh nghiệm của người chuẩn bị dữ liệu. Những tác vụ cần thực hiện bao gồm việc điều chỉnh các tham số cường độ ánh sáng, độ sắc nét của hình ảnh và tách cây ra khỏi nền. Đây là các tác vụ tốn thời gian, nhân lực và cho hiệu suất xử lý thấp. Cùng với sự phát triển các loại cảm biến hiện đại và các phương pháp xử lý ảnh với dữ liệu lớn đã giải quyết các hạn chế kể trên và mở ra tiềm năng nghiên cứu kiểu hình thực vật hiệu năng cao. Tuy vậy, vấn đề đảm bảo độ chính xác và độ ổn định trong xử lý dữ liệu vẫn là những thách thức cần nghiên cứu [28]. Trên thực tế các bộ phận của cây trồng phát triển không đồng đều trong những giai đoạn sinh trưởng khác nhau. Cũng như vậy, một bộ phận của cây có thể sẽ phát triển không giống nhau khi chịu ảnh hưởng của môi trường. Điều này tác động lớn đến độ chính xác của các phương pháp phân tích [29]. Do đó, việc áp dụng các mô hình học máy linh hoạt như học sâu đang được xem xét như một giải pháp tiềm năng để giải quyết các vấn đề trên.

4. ỨNG DỤNG CÁC MÔ HÌNH HỌC SÂU TRONG PHÂN TÍCH VÀ ĐÁNH GIÁ SINH TRƯỞNG THỰC VẬT

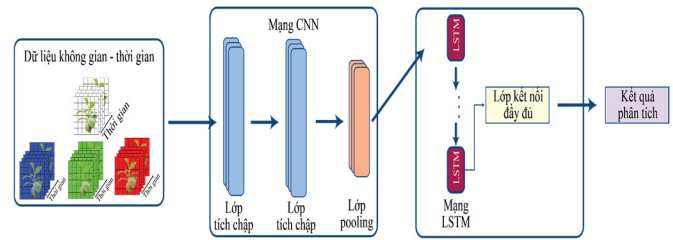
Học sâu (Deep Learning) là một nhánh của học máy dựa trên mạng nơ-ron nhân tạo nhiều tầng. Đây là mô hình được

phát triển từ quá trình huấn luyện và phân tích dữ liệu. Khi nói đến việc học dữ liệu, ta có thể học theo nhiều cách: học giám sát (1) sử dụng dữ liệu đã biết trước làm tham chiếu, học không giám sát (2) tập trung vào khai phá mẫu dữ liệu và (3) cách học kết hợp cả hai cách (học bán giám sát) đem lại điểm mạnh của cả hai cách học. Một phương thức khác đó là học tăng cường, dựa trên kỹ thuật thử và sai thông qua cơ chế thưởng và phạt. Mặc dù sự thay đổi vật chất sinh học chủ yếu do thành phần di truyền và yếu tố sinh lý, nhưng việc mô hình hóa ảnh hưởng này lên sự phát triển của thực vật là rất khó khăn. Do đó, việc mô hình hóa sự phát triển thực vật bằng các mô hình học máy truyền thống như vectơ hỗ trợ (Support Vector Machines, SVMs), K láng giềng gần nhất (k Nearest Neighbors, k-NNs) và cây quyết định (Decision Tree) không hiệu quả. Trên thực tế, các mô hình học sâu đã được công bố có hiệu suất tốt hơn so với các mô hình học máy truyền thống, đặc biệt trong lĩnh vực nghiên cứu kiểu hình thực vật dựa trên hình ảnh [30, 31].

4.1. Đánh giá sinh trưởng thực vật

Các mạng học sâu được ứng dụng đánh giá sinh trưởng thực vật có thể chia thành hai nhóm: mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network, CNN) và mạng lai giữa mạng nơ-ron tích chập và mạng trí nhớ ngắn hạn định hướng dài hạn (Long Short-Term Memory, LSTM) CNN-LSTM [32]. Việc quyết định lựa chọn sử dụng chúng phụ thuộc vào kiểu dữ liệu đầu vào. Trong khi mạng CNN thông thường xử lý dữ liệu dưới dạng hình ảnh xám hoặc màu 2D có thông tin không gian thì mạng lai CNN-LSTM xử lý chuỗi hình ảnh có đồng thời thông tin không gian - thời gian cho phép mô hình hóa dữ liệu hiệu quả hơn. Với thời gian chụp cây trồng bất kỳ, mạng CNN được sử dụng cho nhiều tác vụ khác nhau trong quá trình theo dõi thực vật. Với ảnh cơ quan hoặc toàn bộ cây, mạng CNN có thể phân loại chúng theo giai đoạn phát triển. Mặt khác, các thông số như kích thước cây và chỉ số thực vật NDVI có thể được trích xuất trực tiếp từ ảnh qua phương pháp hồi quy. Trong trường hợp xử lý hình ảnh ở quy mô lớn, việc xác định vị trí hoặc bộ phận cụ thể của cây có thể được thực hiện bằng hai phương pháp: (1) trực tiếp qua mô hình phát hiện đối tượng hoặc phân vùng và (2) kết hợp của sổ trượt (sliding window) cùng phương pháp phân loại.

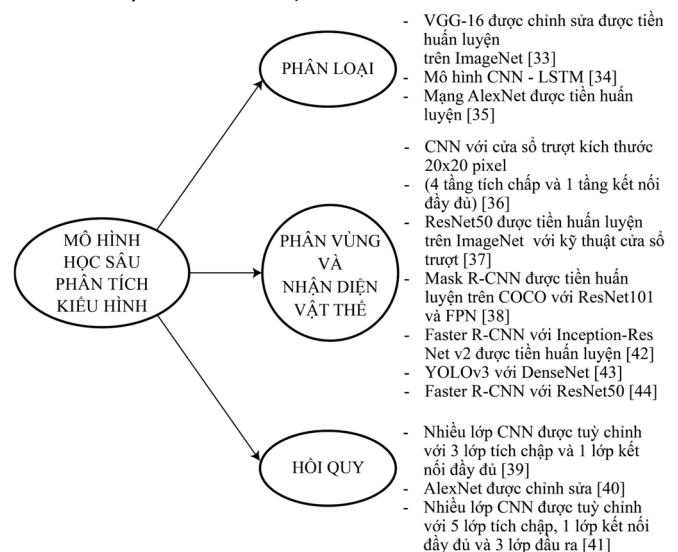
Sự kết hợp giữa mạng CNN và nơ-ron hồi quy (Regression Neural Network, RNN) như LSTM có thể được áp dụng khi có hình ảnh theo chuỗi thời gian. Mô hình này kết hợp thông tin không gian - thời gian giúp tận dụng tốt hơn dữ liệu ảnh thu được (hình 5). Kết quả từ lớp trích xuất đặc trưng của CNN của hình ảnh thực vật được đưa vào mô hình LSTM để phân loại trong khung thời gian cụ thể. Các phương pháp sử dụng học sâu để giải quyết các bài toán về sinh trưởng đã được tổng kết trong hình 6. Nhìn chung các phương pháp học sâu được sử dụng trong các nghiên cứu có thể được chia thành 3 định hướng bao gồm: (1) phương pháp phân loại, (2) phương pháp phân vùng cá thể hoặc phát hiện đối tượng và (3) phương pháp hồi quy. Đặc biệt phương pháp hồi quy thường được sử dụng trong tất cả các nghiên cứu liên quan đến xác định sự phát triển thực vật và kiểu hình dựa trên lá.



Hình 5. Mô hình CNN-LSTM để theo dõi sinh trưởng của kiểu hình thực vật [32]

4.2. Phân loại sinh trưởng thực vật

Trong nhiệm vụ theo dõi sinh trưởng, các ảnh chụp sẽ được gán nhãn theo các giai đoạn phát triển của cây. Việc gán nhãn dữ liệu chuẩn (ground truth) này được thực hiện bởi các chuyên gia. Ví dụ, từ 30.688 ảnh huấn luyện có cùng nền, Nasiri cùng cộng sự [33] đạt được độ chính xác trong phân loại các quả chà là thành ba mức độ chín là 96,98% khi sử dụng kiến trúc VGG16 điều chỉnh. Kiến trúc CNN-LSTM được sử dụng để phân loại quá trình phát triển của mầm non cây cỏ ba lá đỏ thành ba giai đoạn từ hình ảnh chụp theo thời gian đạt độ chính xác đạt trung bình khoảng 91% [34]; sử dụng cùng mô hình này trên ảnh mầm cây lúa mạch cũng cho hiệu suất cao với độ chính xác 90%. Mạng AlexNet cũng đã sử dụng cùng dữ liệu từ ảnh xám để dự đoán khả năng sống sót của mầm non cây bắp cải trắng với độ chính xác khi so với kết quả kiểm tra thực tế là 94% [35].



Hình 6. Các mô hình học sâu trong các nghiên cứu kiểu hình thực vật

4.3. Phân vùng và nhận diện vật thể

Ngoài việc phân loại, các kiến trúc học sâu còn được thiết kế cho các bài toán phân vùng và nhận diện vật thể nhằm cung cấp thông tin không những về lớp của đối tượng mà còn vị trí trong hình. Mô hình học sâu được huấn luyện để xác định vị trí tất cả các đối tượng trong hình ảnh, sau đó gán nhãn và biểu diễn chúng bằng các hộp giới hạn (bounding box) hoặc tập hợp các điểm ảnh. Sử dụng học sâu cho phép thu được nhiều thông tin phức tạp hơn so với chỉ xác định các giai đoạn sinh trưởng của mạng nơ-ron tích chập. Phương pháp học sâu có thể ứng dụng trong đánh giá sinh trưởng thực vật thông qua đếm số đối tượng (quả, lá) và

phân tích kiểu hình đối tượng (diện tích, chu vi) dựa trên phương pháp nhận diện vật thể hoặc phân vùng cá thể. Trong một thí nghiệm quy mô lớn do Bauer cùng cộng sự [36] thực hiện, ảnh các giống xà lách Iceberg được xử lý để phân vùng vị trí cuống và đưa vào mạng k-Means-CNN để phân loại kích thước đạt độ chính xác trên 98%.

Một ý tưởng khác là kết hợp kỹ thuật của sổ trượt và mạng CNN được huấn luyện trước với ResNet50 để phát hiện các vị trí ra hoa khi dùng ảnh theo chuỗi thời gian [37] đạt điểm F1 trung bình là 77%. Sau đó, mô hình tiếp tục được sử dụng để xử lý hình ảnh bông lúa ngoài đồng ruộng nhằm ước lượng ngày bắt đầu trổ bông. Trong một nghiên cứu khác, mạng R-CNN đã được sử dụng để phát hiện, phân vùng từng quả riêng lẻ từ ảnh chùm việt quất với độ chính xác trung bình 78,3% cho việc xác thực và 71,6% cho kiểm thử [38]; sự không nhất quán trong kết quả được giải thích là do sự khác biệt về ánh sáng khi chụp ảnh. Các tác giả cũng áp dụng phương pháp gán nhãn dữ liệu bán tự động, trong đó các mô hình được huấn luyện trên một lượng dữ liệu nhỏ đã gán nhãn thủ công để gán nhãn cho phần lớn dữ liệu khác. Mặc dù cần chuyên gia gán nhãn kiểm tra lại, phương pháp này đã được chứng minh là tiết kiệm thời gian.

4.4. Ước lượng sinh trưởng thực vật

Khác với phương pháp phân loại sinh trưởng, ước lượng sinh trưởng thực vật sử dụng tập hợp các số liệu đo lường sinh trưởng như chiều cao và số lượng lá làm tham chiếu. Những số liệu tham chiếu này có thể được trích xuất từ ảnh chụp cây trồng, thông qua xử lý dữ liệu hình ảnh kết hợp với phương pháp học sâu để thực hiện ước lượng những đặc tính của cây trồng. Trong nghiên cứu của Ubbens và Stavness [39], các phép đo đặc điểm của thực vật như kích thước, hình dạng, màu sắc thông qua các mô hình CNN có thể đếm số lá, phân loại biến dị và ước lượng tuổi cây trồng. Nhóm tác giả công bố sai số tuyệt đối là 20,8 giờ và độ lệch chuẩn là 14,4 giờ trong phạm vi tuổi từ 392 đến 620 giờ khi thực hiện ước lượng tuổi của cây sau khi nảy mầm. Nhằm đánh giá chỉ số NDVI của cây trồng, Khan và cộng sự [40] cũng đã chứng minh việc ước lượng NDVI từ hình ảnh RGB sử dụng phiên bản cải tiến của AlexNet là khả thi. Trong thí nghiệm khác [41], một mô hình CNN được cải tiến để thực hiện ước lượng các đặc điểm liên quan đến tăng trưởng như trọng lượng tươi, trọng lượng khô của lá và diện tích lá cây xà lách với các phép đo thực tế làm chuẩn. Kết quả cho thấy các mô hình được huấn luyện đã thể hiện kết quả tốt khi cho hệ số phù hợp của mô hình $R^2 > 0,89$ và chỉ số sai số NRMSE ít hơn 27%.

4.5. Hiệu suất các mô hình học máy trong đánh giá sinh trưởng thực vật

Hiệu suất của các mô hình học máy với mục đích phân loại được đánh giá bằng việc sử dụng ma trận nhầm lẫn để đánh giá mô hình qua các chỉ số như độ chính xác, độ nhạy và điểm F1. Đối với mô hình học máy với mục đích phát hiện và phân vùng đối tượng thì các chỉ số như độ chính xác trung bình (Average Precision, AP) và chỉ số Jaccard (Intersection over Union, IoU) thường được dùng hơn để đánh giá hiệu

suất. Các chỉ số như sai số RMSE và sai số MAE đánh giá mức độ giá trị ước lượng gần với giá trị tham chiếu. Trong các mô hình học máy, học sâu có giám sát có vai trò quan trọng trong nghiên cứu sinh trưởng của cây trồng. Ngoài kết quả về phát hiện hay phân loại đối tượng, chúng còn có khả năng kiểm tra chéo kết quả với kết quả đo thực tế. Ví dụ trong nghiên cứu của Genze [42], tỷ lệ nảy mầm được mô hình học máy nhận diện sẽ được kiểm tra chéo với kết quả thực nghiệm. Ước lượng thời điểm hoa nở cũng được so sánh với quá trình quan sát trong thực tế, điều này làm gia tăng chi phí nhưng phương pháp xác thực này rất quan trọng để kiểm nghiệm tính khả dụng của mạng học sâu. Bên cạnh đó, thời gian chạy mô hình cũng là một yếu tố quan trọng trong việc đưa ra các quyết định. Trong nghiên cứu của Tian [43], mô hình học sâu mất 0,304 giây với mỗi khung hình để phát hiện đối tượng trong khi mô hình trong nghiên cứu của Parvathi [44] mất 3,142 giây mỗi ảnh. Tốc độ xử lý có thể khác biệt do khác nhau về độ phân giải, phương pháp tiền xử lý và phần cứng.

5. THÁCH THỨC VÀ TRIỂN VỌNG CÁC KỸ THUẬT HÌNH ẢNH, CÔNG NGHỆ HỌC SÂU TRONG ĐÁNH GIÁ SINH TRƯỞNG THỰC VẬT

Phân tích của chúng tôi cho thấy rằng để thu thập dữ liệu kiểu hình chính xác thì việc được trang bị cảm biến hình ảnh tiên tiến cùng hiểu biết sâu sắc về các đặc tính vật lý của đối tượng nghiên cứu, công cụ phần mềm mạnh mẽ và quy trình phân tích hình ảnh tối ưu là điều rất quan trọng. Qua nghiên cứu cho thấy ứng dụng của ảnh RGB, huỳnh quang gặp các hạn chế liên quan đến khả năng thu ảnh và phân tích trong môi trường ngoài trời; ảnh nhiệt gặp phải các vấn đề về hiệu suất nhiệt của cây. Công nghệ như LIDAR, ảnh stereo và ToF có ưu nhược điểm riêng biệt. Trong khi LIDAR đem lại độ chính xác cao nhưng tốn kém và mất thời gian phân tích thì hệ thống stereo linh hoạt nhưng kém chính xác trong môi trường phức tạp và camera ToF thu dữ liệu nhanh nhưng nhạy cảm với ánh sáng bên ngoài. Phương pháp MRI và PET có hiệu quả cao nhưng tốn thời gian, chi phí và cần các công cụ phân tích mạnh mẽ. SAR hữu ích cho giám sát từ xa nhưng cần cải thiện độ chính xác. Dù công nghệ học sâu đã thể hiện khả năng vượt trội trong đánh giá sinh trưởng thực vật, các thách thức trong quá trình chuẩn bị và xử lý dữ liệu chủ yếu là do sự phức tạp của thực vật cùng các yếu tố ngoại cảnh tác động. Mô hình học sâu có giám sát cải thiện thông qua quá trình huấn luyện, vì vậy việc điều chỉnh các tham số học là cực kỳ quan trọng nhằm mục đích đưa ra các dự đoán chính xác và giảm thiểu sai số. Bên cạnh đó việc gán nhãn dữ liệu chính xác trở thành yếu tố cốt lõi nhưng lại đòi hỏi nguồn lực đáng kể và thường cần sự hỗ trợ từ chuyên gia. Một số giải pháp cải thiện quá trình này như gán nhãn bán tự động có thể giúp giảm bớt hạn chế kể trên.

Những tiến bộ trong công nghệ học sâu và kỹ thuật hình ảnh không những mở ra cơ hội mà còn đặt ra thách thức trong việc tự động hóa toàn bộ quy trình đánh giá sinh trưởng cây trồng. Nghiên cứu tương lai cần hướng đến việc tích hợp các thuật toán học máy khác nhau, khai thác sức

mạnh của học tăng cường để nâng cao khả năng tổng quát hóa và dự đoán của các mô hình. Việc kết hợp với các kiến trúc CNN và RNN như LSTM có khả năng xử lý dữ liệu thời gian cùng với lựa chọn thời điểm chụp phù hợp sẽ cải thiện đáng kể khả năng đánh giá sinh trưởng thực vật. Cuối cùng, việc phát triển các kỹ thuật hình ảnh và học sâu cần tiếp tục đổi mới để đáp ứng nhu cầu của ngành nông nghiệp công nghệ cao từ việc tự động hóa quá trình gắn nhãn dữ liệu đến tích hợp dữ liệu không gian - thời gian một cách hiệu quả trong việc giám sát phân tích sự phát triển của thực vật.

6. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã tiến hành đánh giá các phương pháp chụp ảnh ở nhiều bước sống khác nhau cùng phương pháp học sâu áp dụng cho quy trình đánh giá sinh trưởng cây trồng. Để có thể áp dụng hiệu quả cần thiết phải có kiến thức sâu về các tính chất vật lý, công cụ phần mềm mạnh mẽ và quy trình xử lý dữ liệu hình ảnh hiệu quả để thu thập dữ liệu đặc trưng thực vật. Việc hiệu chuẩn cảm biến là bước quan trọng để đảm bảo sự tin cậy của dữ liệu trong nghiên cứu khoa học thực vật. Bước tiếp theo, chúng tôi khám phá việc áp dụng các phương pháp học sâu để đánh giá sinh trưởng thực vật. Sự chuyển đổi từ kỹ thuật xử lý dữ liệu hình ảnh truyền thống sang việc sử dụng mạng CNN và sau đó là các mạng lai tích hợp dữ liệu thời gian cho thấy tiềm năng lớn trong việc giảm thiểu sự can thiệp của con người và tối ưu hóa quy trình đánh giá sinh trưởng cây trồng. Việc phát triển từ các phương pháp phân loại và ước lượng đơn giản đến phương pháp phát hiện và phân vùng đối tượng phức tạp hơn không chỉ phản ánh sự chuyển dịch trong cách đánh giá sinh trưởng thực vật mà còn mở ra cơ hội cho việc phát triển các mô hình tổng quát có khả năng phân tích nhiều loài và chủng loại thực vật khác nhau. Sự kết hợp giữa công nghệ chụp ảnh tiên tiến và kỹ thuật học sâu cho phép các nhà nghiên cứu tận dụng dữ liệu ảnh, thông tin liên quan một cách tối đa. Sự phát triển này không chỉ giúp tối ưu hóa quy trình sản xuất nông nghiệp mà còn góp phần bảo vệ môi trường sống và đa dạng sinh học. Cuối cùng, việc tận dụng hiệu quả sự kết hợp giữa công nghệ chụp ảnh và học sâu có tiềm năng lớn trong việc định hình tương lai của nông nghiệp thông minh và bền vững, mở ra hướng đi mới cho ngành nông nghiệp toàn cầu.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội theo đề tài mã số CN23.01.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. A. Chawade, J. van Ham, H. Blomquist, O. Bagge, E. Alexandersson, R. Ortiz, "High-throughput field-phenotyping tools for plant breeding and precision agriculture," *Agronomy*, 9, 5, 258, 2019.
- [2]. A. M. Abebe, Y. Kim, J. Kim, S. L. Kim, J. Baek, "Image-Based High-Throughput Phenotyping in Horticultural Crops," *Plants*, 12, 10, 2023. doi: 10.3390/plants12102061.
- [3]. Y. Zhang, N. Zhang, "Imaging technologies for plant high-throughput phenotyping: A review," *Frontiers of Agricultural Science and Engineering*, 5, 4, 406-419, 2018. doi: 10.15302/J-FASE-2018242.
- [4]. A. Dambreville, P. É. Lauri, F. Normand, Y. Guédon, "Analysing growth and development of plants jointly using developmental growth stages," *Ann Bot*, 115, 1, 93-105, 2015. doi: 10.1093/aob/mcu227.
- [5]. E. Koch, E. Bruns, F. M. Chmielewski, C. Defila, W. Lipa, A. Menzel, *Guidelines for Plant Phenological Observations*. World Meteorological Organization, 2007.
- [6]. H. Bleiholder, E. Weber, M. Hess, H. Wicke, T. van den Boom, PD. Lancashire, L. Buhr, H. Hack, FR. Klose, R. Strauss, *Growth stages of mono- and dicotyledonous plants BBCH Monograph*. Federal Biological Research Centre for Agriculture and Forestry, 2001.
- [7]. S. Das Choudhury, A. Samal, T. Awada, "Leveraging image analysis for high-throughput plant phenotyping," *Frontiers in Plant Science*, 10, 2019. doi: 10.3389/fpls.2019.00508.
- [8]. L. Duan, W. Yang, C. Huang, Q. Liu, "A novel machine-vision-based facility for the automatic evaluation of yield-related traits in rice," *Plant Methods*, 7, 1, 2011. doi: 10.1186/1746-4811-7-44.
- [9]. L. Nedbal, J. Soukupová, J. Whitmarsh, M. Trtílek, "Postharvest Imaging of Chlorophyll Fluorescence from Lemons Can Be Used to Predict Fruit Quality," *Photosynthetica*, 38, 4, 571-579, 2000. doi: 10.1023/A:1012413524395.
- [10]. H. G. Jones, R. Serraj, B. R. Loveys, L. Xiong, A. Wheaton, A. H. Price, "Thermal infrared imaging of crop canopies for the remote diagnosis and quantification of plant responses to water stress in the field," *Functional Plant Biology*, 36, 11, 978-989, 2009. doi: 10.1071/FP09123.
- [11]. C. W. Windt, F. J. Vergeldt, P. A. De Jager, H. Van As, "MRI of long-distance water transport: a comparison of the phloem and xylem flow characteristics and dynamics in poplar, castor bean, tomato and tobacco," *Plant Cell Environ*, 29, 9, 1715-1729, 2006. doi: 10.1111/j.1365-3040.2006.01544.x.
- [12]. A. B. Moradi, S. E. Oswald, J. A. Nordmeyer-Massner, K. P. Pruessmann, B. H. Robinson, R. Schulin, "Analysis of nickel concentration profiles around the roots of the hyperaccumulator plant *Berkheya coddii* using MRI and numerical simulations," *Plant Soil*, 328, 1, 291-302, 2010. doi: 10.1007/s11104-009-0109-8.
- [13]. W. H. Stuppy, J. A. Maisano, M. W. Colbert, P. J. Rudall, T. B. Rowe, "Three-dimensional analysis of plant structure using high-resolution X-ray computed tomography," *Trends in Plant Science*, 8, 1, 2-6, 2003.
- [14]. J. Bühler, G. Huber, F. Schmid, P. Blümli, "Analytical model for long-distance tracer-transport in plants," *J Theor Biol*, 270, 1, 70-79, 2011. doi: 10.1016/j.jtbi.2010.11.005.
- [15]. C. Elachi, J. J. Van Zyl, *Introduction to the physics and techniques of remote sensing*. John Wiley & Sons, 2021.
- [16]. Pérez-Bueno, M. Pineda, M. Barón, "Phenotyping Plant Responses to Biotic Stress by Chlorophyll Fluorescence Imaging," *Front Plant Sci*, 10, 1135, 2019. doi: 10.3389/fpls.2019.01135.
- [17]. N. R. Baker, E. Rosenqvist, "Applications of chlorophyll fluorescence can improve crop production strategies: An examination of future possibilities," *Journal of Experimental Botany*, 55, 403, 1607-1621, 2004. doi: 10.1093/jxb/erh196.
- [18]. H. Kaplan, *Practical Applications of Infrared Thermal Sensing and Imaging Equipment*, Third Edition. SPIE, 2007. doi: 10.1117/3.725072.
- [19]. C. Still, R. Powell, D. Aubrecht, Y. Kim, B. Helliker, D. Roberts, A. D. Richardson, M. Goulden, "Thermal imaging in plant and ecosystem ecology: applications and challenges," *Ecosphere*, 10, 6, 2019. doi: 10.1002/ecs2.2768.

- [20]. J. P. Ferrio, E. Bertran, M. M. Nachit, J. Catai, J. L. Arous, *Estimation of grain yield by near-infrared reflectance spectroscopy in durum wheat*. Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [21]. L. Cabrera-Bosquet, G. Molero, A. Stellacci, J. Bort, S. Nogués, J. Arous, "NDVI as a potential tool for predicting biomass, plant nitrogen content and growth in wheat genotypes subjected to different water and nitrogen conditions," *Cereal Res Commun*, 39, 1, 147-159, 2011. doi: 10.1556/CRC.39.2011.1.15.
- [22]. A. Arora, K. Venkatesh, R. K. Sharmar, M. S. Saharan, N. Dilbaghi, I. Sharma, R. Tiwari, "Evaluating vegetation indices for precision phenotyping of quantitative stripe rust reaction in wheat Citation," *Journal of Cereal Research*, 6(1), 2014.
- [23]. J. U. H. Eitel, T. S. Magney, L. A. Vierling, T. T. Brown, D. R. Huggins, "LiDAR based biomass and crop nitrogen estimates for rapid, non-destructive assessment of wheat nitrogen status," *Field Crops Res*, 159, 21-32, 2014. doi: 10.1016/j.fcr.2014.01.008.
- [24]. H. Takizawa, N. Ezaki, S. Mizuno, S. Yamamoto, "Plant Recognition by Integrating Color and Range Data Obtained Through Stereo Vision," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics* 9,6, 630-636, 2005.
- [25]. S. Blystone, M. Nuix, A. S. Traoré, H. Cochard, C. Picon-Cochard, G. Pagés, "Towards portable MRI in the plant sciences," *Plant Methods*, 20, 1, 31, 2024. doi: 10.1186/s13007-024-01152-z.
- [26]. S. Kiyomiya, H. Nakanishi, H. Uchida, A. Tsuji, S. Nishiyama, M. Futatsubashi, H. Tsukada, N. S. Ishioka, S. Watanabe, and T. Ito, "Real Time Visualization of 13 N-Translocation in Rice under Different Environmental Conditions Using Positron Emitting Tracer Imaging System," *Plant Physiol*, 125, 4, 1743-1753, 2001. doi: 10.1104/pp.125.4.1743.
- [27]. K. E. Duncan, K. J. Czymmek, N. Jiang, A. C. Thies, C. N. Topp, "X-ray microscopy enables multiscale high-resolution 3D imaging of plant cells, tissues, and organs," *Plant Physiol*, 188, 2, 831-845, 2022. doi: 10.1093/plphys/kiab405.
- [28]. M. Minervini, H. Scharr, S. Tsafaris, "Image Analysis: The New Bottleneck in Plant Phenotyping [Applications Corner]," *IEEE Signal Process Mag*, 32, 126-131, 2015. doi: 10.1109/MSP.2015.2405111.
- [29]. J. Yao, D. Sun, H. Cen, H. Xu, H. Weng, F. Yuan, Y. He, "Phenotyping of Arabidopsis Drought Stress Response Using Kinetic Chlorophyll Fluorescence and Multicolor Fluorescence Imaging," *Front Plant Sci*, 9, 2018. Available: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpls.2018.00603>
- [30]. X. Yang, M. Sun, "A Survey on Deep Learning in Crop Planting," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, 490, 6, 062053, 2019. doi: 10.1088/1757-899X/490/6/062053.
- [31]. M. P. Pound, J. A. Atkinson, A. J. Townsend, M. H. Wilson, M. Griffiths, A. S. Jackson, A. Bulat, G. Tzimiropoulos, D. M. Wells, E. H. Murchie, T. P. Pridmore, A. P. French, "Deep machine learning provides state-of-the-art performance in image-based plant phenotyping," *Gigascience*, 6, 10, 2017. doi: 10.1093/gigascience/gix083.
- [32]. Y. S. Tong, T. H. Lee, K. S. Yen, "Deep Learning for Image-Based Plant Growth Monitoring: A Review," *International Journal of Engineering and Technology Innovation*, 12, 3, 225-246, 2022. doi: 10.46604/ijeti.2022.8865.
- [33]. A. Nasiri, A. Taheri-Garavand, Y. D. Zhang, "Image-based deep learning automated sorting of date fruit," *Postharvest Biol Technol*, 153, 133-141, 2019. doi: 10.1016/J.POSTHARVBIO.2019.04.003.
- [34]. S. Samiei, P. Rasti, J. Ly Vu, J. Buitink, D. Rousseau, "Deep learning-based detection of seedling development," *Plant Methods*, 16, 1, 103, 2020. doi: 10.1186/s13007-020-00647-9.
- [35]. Y. Perugachi-Diaz, J. M. Tomczak, S. Bhulai, "Deep learning for white cabbage seedling prediction," *Comput Electron Agric*, 184, 106059, 2021. doi: 10.1016/J.COMPAG.2021.106059.
- [36]. A. Bauer, A. G. Bostom, J. Ball, C. Applegate, T. Cheng, S. Laycook, S. M. Rojas, J. Kirwan, J. Zhou, "Combining computer vision and deep learning to enable ultra-scale aerial phenotyping and precision agriculture: A case study of lettuce production," *Hortic Res*, 6, 1, 70, 2019. doi: 10.1038/s41438-019-0151-5.
- [37]. S. V. Desai, V. N. Balasubramanian, T. Fukatsu, S. Ninomiya, and W. Guo, "Automatic estimation of heading date of paddy rice using deep learning," *Plant Methods*, 15, 1, 76, 2019. doi: 10.1186/s13007-019-0457-1.
- [38]. X. Ni, C. Li, H. Jiang, F. Takeda, "Deep learning image segmentation and extraction of blueberry fruit traits associated with harvestability and yield," *Hortic Res*, 7, 1, 110, 2020. doi: 10.1038/s41438-020-0323-3.
- [39]. J. R. Ubbens, I. Stavness, "Deep plant phenomics: A deep learning platform for complex plant phenotyping tasks," *Front Plant Sci*, 8, 2017. doi: 10.3389/fpls.2017.01190.
- [40]. Z. Khan, V. Rahimi-Eichi, S. Haefele, T. Garnett, S. J. Miklavcic, "Estimation of vegetation indices for high-throughput phenotyping of wheat using aerial imaging," *Plant Methods*, 14, 1, 2018. doi: 10.1186/s13007-018-0287-6.
- [41]. L. Zhang, Z. Xu, D. Xu, J. Ma, Y. Chen, Z. Fu, "Growth monitoring of greenhouse lettuce based on a convolutional neural network," *Hortic Res*, 7, 1, 124, 2020. doi: 10.1038/s41438-020-00345-6.
- [42]. N. Genze, R. Bharti, M. Grieb, S. J. Schultheiss, D. G. Grimm, "Accurate machine learning-based germination detection, prediction and quality assessment of three grain crops," *Plant Methods*, 16, 1, 157, 2020. doi: 10.1186/s13007-020-00699-x.
- [43]. Y. Tian, G. Yang, Z. Wang, H. Wang, E. Li, Z. Liang, "Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model," *Comput Electron Agric*, 157, 417-426, 2019. doi: 10.1016/J.COMPAG.2019.01.012.
- [44]. S. Parvathi, S. Tamil Selvi, "Detection of maturity stages of coconuts in complex background using Faster R-CNN model," *Biosyst Eng*, 202, 119-132, 2021. doi: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.12.002>.

AUTHORS INFORMATION

Ha Quang Hung, Vu Minh Trung, Chu Duc Ha, Pham Minh Trien

VNU University of Engineering and Technology, Vietnam