

# ƯỚC LƯỢNG KÍCH THƯỚC THÂN VÀ LÁ PHỤC VỤ ĐÁNH GIÁ SINH TRƯỞNG CÂY TRỒNG SỬ DỤNG PHƯƠNG PHÁP TÁI TẠO 3D TỪ ẢNH ĐA GÓC NHÌN

STEM HEIGHT AND LEAF LENGTH ESTIMATION FOR GROWING RATE CALCULATION USING 3D RECONSTRUCTION FROM MULTI-VIEW IMAGES

Vũ Minh Trung<sup>1</sup>, Hà Quang Hưng<sup>1</sup>,  
Phùng Trường Trinh<sup>1</sup>, Phạm Minh Triển<sup>1,\*</sup>

DOI: <http://doi.org/10.57001/huiv5804.2024.368>

## TÓM TẮT

Nông nghiệp là một trong những ngành gắn liền với sự phát triển kinh tế của Việt Nam giúp cấp việc làm, thu nhập cho người dân và đảm bảo an ninh lương thực. Hiện nay, biến đổi khí hậu toàn cầu và bùng nổ dân số đặt ra nhiều thách thức với sản xuất nông nghiệp. Trong bối cảnh đó, các kỹ thuật mới đã được đề xuất để cải thiện chất lượng và gia tăng năng suất cây trồng. Nghiên cứu này đề xuất một quy trình mới để ước tính chiều cao thân và chiều dài lá bằng cách sử dụng các hình ảnh đa góc độ. Các điểm đặc trưng sẽ được trích xuất từ dữ liệu thu thập để tìm ra tương quan giữa các ảnh, qua đó xác định dữ liệu thừa của đám mây điểm. Tiếp theo, vị trí và góc độ của ảnh sẽ được khởi tạo trong không gian ba chiều. Bằng phép chiếu trực giao, đám mây điểm dày đặc của vật thể được tạo ra. Khung xương của cây được trích xuất từ đám mây điểm dày đặc sử dụng phương pháp co Laplace. Sau đó, các phần khác nhau của cây như lá, thân được tách ra để tính toán chiều dài. Trong nghiên cứu này, năm cây ngô được trồng trong 20 ngày với chụp ảnh tại năm thời điểm. Quy trình đề xuất có độ chính xác đạt 95%, RMSE là 0,311 và  $R^2$  là 0,82. Các kết quả hứa hẹn này sẽ thúc đẩy việc ứng dụng công nghệ mới trong nông nghiệp nhằm cải thiện chất lượng, năng suất cây trồng.

**Từ khóa:** Ảnh đa góc nhìn, đám mây điểm dày đặc, đám mây điểm thưa, chiều cao thân, chiều dài lá.

## ABSTRACT

Agriculture is one of the key sectors contributing to Vietnam's economic development, providing employment, and income for the population, and ensuring food security. However, global climate change and population growth currently pose significant challenges to agricultural production. To address these challenges, new techniques have been proposed to enhance crop quality and increase yields. This study proposes a novel method for estimating plant height and leaf length using multi-view images. Key features are extracted from the collected data, and correlations between images are identified, allowing for the determination of sparse point clouds. Next, the position and angle of the images are initialized in three-dimensional. Using orthogonal projection, dense point clouds of the object are generated. The plant's skeleton is extracted from the dense point clouds using the Laplace contraction method. Then, different parts of the plant, such as leaves and stems, are segmented for length calculation. In this study, five maize plants were grown for 20 days, with images taken at five-time points. The proposed method reached an accuracy of 95%, RMSE is 0.311, and  $R^2$  is 0.82. These promising results will promote the application of new technologies in agriculture to improve crop quality and yield.

**Keywords:** Multi-view images, dense point clouds, sparse point clouds, plant height, leaf length.

<sup>1</sup>Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội

\*Email: [trienpm@vnu.edu.vn](mailto:trienpm@vnu.edu.vn)

Ngày nhận bài: 30/7/2024

Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 20/9/2024

Ngày chấp nhận đăng: 28/11/2024

## 1. GIỚI THIỆU

Ở hầu hết các nước đang phát triển, nông nghiệp là trụ cột chính của nền kinh tế. Trước những thách thức do sự gia tăng dân số và biến đổi khí hậu gây ra, ngành nông nghiệp cần những đổi mới và phát triển vượt bậc nhằm đáp ứng nhu cầu lương thực thế giới [1]. Một trong những biện pháp cải thiện năng suất là theo dõi kiểu hình cây trồng giúp hỗ trợ người nông dân đưa ra các quyết định chính xác trong canh tác. Theo phương pháp truyền thống, việc đánh giá các đặc điểm hình thái như chiều cao thân, chiều dài và chiều rộng của lá được thực hiện thủ công, không hiệu quả, tốn công sức, và một số phương pháp có thể gây tổn hại tới cây trồng. Do đó, việc phát triển các phương pháp tự động, chính xác và không xâm lấn để trích xuất các đặc điểm hình thái là rất quan trọng [2].

Cùng với sự phát triển vượt trội của công nghệ, các công nghệ về xử lý ảnh cung cấp một phương pháp phát hiện chi phí thấp, hiệu suất cao và không tác động đến vật thể [3]. Phân tích đặc điểm cây trồng thông qua các phương pháp sử dụng ảnh kỹ thuật số đã trở nên phổ biến để thu thập chi tiết các đặc điểm hình thái một cách cụ thể [4]. Các đặc điểm đơn giản (như màu sắc, số lượng lá) có thể đo đạc thông qua ảnh 2 chiều (2D) [5]. Tuy nhiên, một hạn chế của các phương pháp xử lý trên ảnh 2D này là không thể thu thập thông tin diện tích và thể tích do thiếu chiều thứ ba [6]. Để khắc phục hạn chế này, các nhà nghiên cứu ngày càng chuyển sang ảnh 3D để đo tính trạng cây trồng. Kết quả các nghiên cứu gần đây đã chỉ ra rằng phân tích cây trồng trong không gian 3D cung cấp độ chính xác cao hơn [7]. Với sự tiến bộ nhanh chóng của thị giác máy tính và công nghệ cảm biến, nhiều thiết bị thu thập dữ liệu 3D khác nhau đã được sử dụng để tạo ra các đám mây điểm nhằm phục vụ tính toán tính trạng cây trồng. Các thiết bị này bao gồm máy quét laser 3D, máy ảnh đo khoảng cách và LiDAR (Light Detection and Ranging). Tuy nhiên các thiết bị cảm biến này có nhược điểm là một số thiết bị có độ phân giải kém, còn với thiết bị có độ phân giải cao thì giá thành lại khó tiếp cận. Ngoài ra, các thiết bị này còn cần thời gian khởi động dài để thực hiện các phép đo ổn định [8]. Do đó, trong nghiên cứu này việc đo đạc đặc điểm hình thái của cây trồng là xây dựng dữ liệu 3D dựa trên ảnh 2D [9].

Xây dựng dữ liệu 3D từ nhiều hình ảnh 2D đã có nhiều tiến bộ trong thời gian gần đây. Bằng cách thu thập dữ liệu ảnh từ nhiều góc nhìn khác nhau và nối các điểm đặc trưng, một mô hình 3D có thể được xây dựng tránh khỏi các vấn đề về che lấp ở hình ảnh đơn lẻ. Santos và cộng sự

[10] đã khẳng định đây là phương pháp chính xác với chi phí thấp giúp đo đạc kiểu hình của cây có tán thưa thớt như ngô, đậu tương. Bên cạnh đó, Rose đã đánh giá độ chính xác ( $R^2 > 0,96$ ) của phương pháp đo đạc dựa trên kỹ thuật tái tạo hình ảnh dựa vào chuyển động SfM (Structure from Motion) cho việc đánh giá kiểu hình trên thực vật [11]. Tuy nhiên, để có được thông tin chi tiết hơn ở mức độ cơ quan hoặc bộ phận cây trồng, các mô hình cây trồng cần được phân đoạn thành các bộ phận riêng lẻ. Đáp ứng nhu cầu này, một số nghiên cứu gần đây đã phát triển các mô hình cho phân đoạn tự động. Wu và cộng sự đã đưa phương pháp co rút Laplace để trích xuất khung xương 3D của cây ngô, thu được các đặc điểm hình thái như độ nghiêng lá và chiều dài thân [12]. Mặc dù hiệu quả với lá đã phát triển đầy đủ, phương pháp này gặp khó khăn trong việc trích xuất khung xương của các lá mới mọc gần nhau và có độ dài ngắn do dễ bị phân loại nhầm là thân.

Chính vì vậy nhằm mục đích đánh giá các phép đo đạc từ dữ liệu 3D của cây trồng. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất quy trình gồm thu thập dữ liệu ảnh từ nhiều góc của cây ngô và xây dựng dữ liệu 3D dựa trên kỹ thuật SfM từ đó trích xuất dữ liệu khung xương của cây và đo đạc thông số chiều dài lá, chiều dài thân của cây. Sau đó sử dụng các chỉ số  $R^2$ , MAPE và RMSE để đánh giá độ chính xác của phép đo dựa trên khung xương của cây so với thực tế đo đạc.

## 2. ĐỐI TƯỢNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

### 2.1. Thu thập dữ liệu

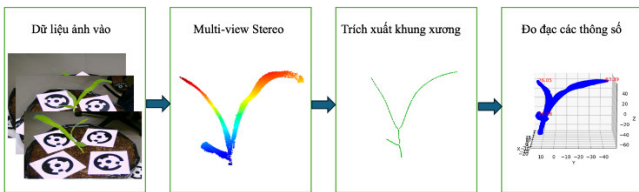
Dữ liệu thực nghiệm được thu thập tại khu thực nghiệm tại Hoà Lạc nằm trong vùng đồng bằng Bắc Bộ, có khí hậu nhiệt đới gió mùa, ẩm ướt, mùa Đông lạnh và tương đối khô, mùa Hè nóng và ẩm ướt. Cây được trồng trong giá thể có thành phần chính là sơ dừa và đất. Dữ liệu gồm các ảnh chụp từ nhiều góc xung quanh cây của 10 mẫu cây trồng khoẻ mạnh tại các thời điểm khác nhau. Điều kiện thu thập dữ liệu được đưa ra trong bảng 1.

Bảng 1. Quy trình thu thập dữ liệu

Thiết bị thu thập dữ liệu	Canon D2000
Định dạng dữ liệu	Chuỗi ảnh chụp từ nhiều góc (mỗi góc lệch 30 độ) Định dạng: JPG Cách thức: Chụp cây đơn lẻ Khoảng cách chụp: 60 - 80cm
Thời gian thu thập	8h - 9h sáng
Điều kiện ánh sáng	Ánh sáng tự nhiên cường độ 9000 - 13000 lux
Phân phối mẫu	Cây trồng khoẻ mạnh trong giai đoạn 3 lá, 4 lá và 5 lá

**2.2. Quy trình**

Quy trình được đề xuất bao gồm 3 bước theo mô tả trong hình 1. Bước đầu tiên là xây dựng dữ liệu 3D từ hình ảnh đa góc nhìn Multi-view Stereo (MVS). Các ảnh cần được chụp đủ các góc đảm bảo có thể nhìn tất cả các chi tiết của cây với khoảng cách từ 0,3 - 0,7 mét. Trong bước này, mỗi hình ảnh được trích xuất điểm đặc trưng sử dụng giải thuật nhận dạng và miêu tả những điểm đặc trưng (Scale-invariant Feature Transform - SIFT) [13]. Sau đó, các điểm đặc trưng giống nhau từ khung hình khác nhau được sử dụng để dựng đám mây điểm thưa dựa trên phương pháp bình sai khối ảnh (Bundle Adjustment) [14]. Cuối cùng, đám mây điểm dày đặc được xây dựng theo phân cụm góc nhìn từ ảnh đa góc nhìn MVS [15] và loại bỏ nhiễu. Bước thứ hai là trích xuất khung xương từ đám mây điểm. Khung xương được trích xuất theo phương pháp co Laplace (Laplacian-based Contraction) [16]. Bước cuối cùng, các thông số chiều cao thân, chiều dài lá sẽ được đo từ dữ liệu khung xương đã được trích xuất.



Hình 1. Quy trình ước tính chiều cao thân và tốc độ phát triển của cây

**2.3. Xây dựng dữ liệu 3D từ ảnh 2D đa góc nhìn**

Theo phương pháp tính toán từ ảnh đa góc nhìn, chiều sâu của ảnh có thể được tính toán từ hai hay nhiều góc nhìn của vật thể. Kết quả của quá trình thu được là một đám mây điểm 3 chiều mà trong đó mỗi điểm là một điểm ảnh từ một bức ảnh được nối với bức ảnh khác thông qua trích xuất điểm đặc trưng và bộ mô tả đặc trưng [13]. Các điểm đặc trưng này có tính phân biệt cao và có thể xác định dưới nhiều tỉ lệ khác nhau của đặc trưng trên ảnh. Tập hợp các điểm đặc trưng được tìm thấy trong bức ảnh sẽ được mô tả theo:

$$\mathcal{F}_i = \{(\mathbf{x}_j, \mathbf{f}_j) \mid j = 1 \dots N_{F_i}\} \tag{1}$$

Tại vị trí  $\mathbf{x}_j \in \mathbb{R}^2$ , điểm đặc trưng được mô tả bởi  $\mathbf{f}_j$  và  $N_{F_i}$  là tổng số điểm đặc trưng được xác định trong ảnh. Tiếp theo là tìm kiếm các cặp ảnh có khả năng chồng lấn ( $I_a, I_b$ ) trong tập hợp ảnh đầu vào  $\mathcal{I} = \{I_i \mid i = 1 \dots N_I\}$  dựa trên các điểm đặc trưng tương quan giữa hai ảnh. Đầu ra của bước này là tập hợp các hình ảnh có khả năng chồng chéo:

$$\mathcal{C} = \{\{I_a, I_b\} \mid I_a, I_b \in \mathcal{I}, a < b\} \tag{2}$$

Và các điểm đặc trưng tương quan của chúng:

$$\mathcal{M}_{ab} \in \mathcal{F}_a \times \mathcal{F}_b \tag{3}$$

Việc ghép nối dựa hoàn toàn vào tương quan của các điểm đặc trưng, không có gì đảm bảo rằng các đặc trưng tương ứng thực sự ánh xạ đến cùng một điểm trong không gian. Do đó, SfM xác minh các điểm ghép nối bằng cách cố gắng ước lượng một phép ánh xạ các điểm đặc trưng giữa các hình ảnh bằng cách sử dụng phép chiếu hình học. Ngoài ra, các điểm ghép nối từ việc nối các điểm đặc trưng thường bị nhiễu bởi các giá trị ngoại lai, việc sử dụng các kỹ thuật ước lượng như RANSAC [17] là cần thiết. Kết quả đầu ra của giai đoạn này là một tập hợp các cặp hình ảnh đã được xác minh hình học, các điểm ghép nối trong của chúng  $\mathcal{M}_{ab}$  và tùy chọn một mô tả về mối quan hệ hình học của chúng  $G_{ab}$ . Để quyết định các cặp ảnh tương quan, các tiêu chí quyết định như GRIC hoặc các phương pháp như QDEGSAC [21] có thể được sử dụng. Kết quả đầu ra của giai đoạn này là một đồ thị cảnh gọi là đồ thị cảnh với các hình ảnh là các nút và các cặp hình ảnh đã được xác minh là các cạnh.

Tiếp theo là quá trình xây dựng đám mây điểm. MVS cần khởi tạo bằng một cặp ảnh bất kì ban đầu. Cặp ảnh khởi tạo ảnh hưởng trực tiếp tới độ chính xác và hiệu suất của kết quả đầu ra. Khởi tạo từ một vị trí mà nhiều ảnh chồng lấn nhất trong đồ thị cảnh sẽ cho kết quả chính xác nhất và ngược lại khởi tạo từ vị trí ít chồng lấn hơn sẽ cho kết quả tệ hơn nhưng thời gian tính toán thấp hơn. Các ảnh được lần lượt tính toán vị trí  $\mathbf{P}_c$  từ cặp ảnh khởi tạo ban đầu thông qua các điểm đặc trưng từ các ảnh được thêm vào trước đó nhờ giải phép chiếu Perspective-n-Point (PnP). Vì các tương ứng 2D-3D thường bị nhiễu bởi các giá trị ngoại lai, vị trí cho các máy ảnh đã được hiệu chuẩn thường được ước lượng sử dụng RANSAC và một bộ giải vị trí tối thiểu. Ngoài ra, MVS gia tăng phạm vi bao phủ của cảnh bằng cách mở rộng tập hợp các điểm  $\chi$  thông qua tam giác hóa. Một điểm cảnh mới  $\mathbf{X}_k$  có thể được tam giác hóa và thêm vào  $\chi$  ngay khi có ít nhất một hình ảnh khác thêm vào quá trình xử lý. Cuối cùng, kỹ thuật Điều chỉnh chùm tia (Bundle Adjustment) được sử dụng tinh chỉnh phi tuyến kết hợp của các vị trí ảnh  $\mathbf{P}_c$  và các thông số điểm  $\mathbf{X}_k$  để giảm thiểu sai số phép chiếu.

$$E = \sum_j \rho_j \left( \|\pi(\mathbf{P}_c, \mathbf{X}_k) - \mathbf{x}_j\|_2^2 \right) \tag{4}$$

bằng cách sử dụng phép chiếu các điểm cảnh vào không gian ảnh  $\pi$  và một hàm mất mát  $\rho_j$  để giảm trọng số của các điểm ngoại lai (outliers) tiềm năng. Levenberg-Marquardt là phương pháp được chọn để giải quyết các vấn đề trong điều chỉnh sai số chùm tia [18].

### 2.4. Tái tạo khung xương

Trong bài báo này, phương pháp co dựa trên Laplace được sử dụng để tạo ra khung xương cây ngô từ đám mây điểm  $P = \{p_i\}$ . Cấu trúc dữ liệu của khung xương cây bao gồm ba phần: (1) một tập hợp đỉnh khung xương  $U = \{u_i\}$ ; (2) một đồ thị vô hướng  $G$  với các đỉnh đại diện cho tập hợp đỉnh khung xương  $U$ ; (3) đối với mỗi đỉnh khung xương, một tập hợp điểm tương ứng là một tập hợp con của đám mây điểm ban đầu  $p$ . Giả sử khung xương cây có  $N$  đỉnh, và tập hợp điểm tương ứng cho đỉnh khung xương thứ  $i$  là  $u_i$  là  $C_i$ , thì  $C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_N = P$ ,  $C_i \cap C_j = \emptyset$ . Mỗi đỉnh khung xương  $u_i$  được tạo ra từ tập hợp điểm tương ứng  $C_i$  sử dụng phương pháp co Laplace.

### 3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Bài báo thực hiện xây dựng dữ liệu 3D từ ảnh và trích xuất khung xương của cây theo quá trình phát triển của cây như hình 2. Từ dữ liệu đám mây điểm và khung xương của cây trồng, chúng tôi trích xuất dữ liệu về chiều cao thân và chiều dài lá cây. Để thử nghiệm độ chính xác của các phép đo, mỗi cây được dựng dữ liệu đám mây tối thiểu 3 lần và so sánh với kết quả thực tế đo đạc. Dữ liệu này được thống kê trong bảng 2.



Hình 2. Dữ liệu 3D của cây ngô dựa trên ảnh đa góc độ MVS

Bảng 2. Kết quả đo chiều cao của thân cây tự động và đo thực tế (đơn vị: mm)

	Giai đoạn đo	Giai đoạn 1	Giai đoạn 2	Giai đoạn 3	Giai đoạn 4	Giai đoạn 5
Cây 1	Giá trị thực	103,1	130,7	150,5	175,9	186,3
	Giá trị ước lượng	97,4	128,8	145,9	172,5	187,6
	Sai số	5,7	2,1	4,6	3,4	-1,3
Cây 2	Giá trị thực	101,3	135,4	145	167,6	189,8
	Giá trị ước lượng	92,3	124,1	147,9	169,4	188,3
	Sai số	9	11,3	-2,9	-1,8	1,5
Cây 3	Giá trị thực	79,7	122,3	130,9	163,3	190,4
	Giá trị ước lượng	78,5	121,8	132	161,1	190,7
	Sai số	1,2	0,5	-1,1	2,2	-0,3

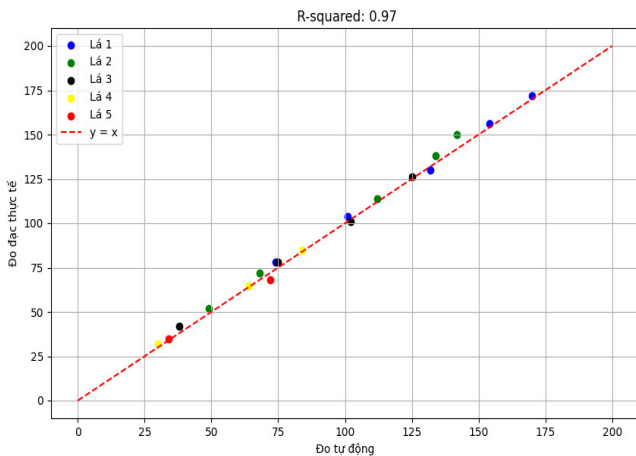
Cây 4	Giá trị thực	73,2	119,8	128,2	158,4	191,6
	Giá trị ước lượng	67,9	117,8	124,4	155,7	192,5
	Sai số	5,3	2	3,8	2,7	-0,9
Cây 5	Giá trị thực	62,6	115,8	120,6	153	193,4
	Giá trị ước lượng	57,3	113,8	116,8	150,3	194,3
	Sai số	5,3	2	3,8	2,7	-0,9

Trong bảng 2, dữ liệu đo thực tế được đo trực tiếp được đo bằng thước ngay thời điểm chụp và dữ liệu ước lượng dựa trên trung bình các giá trị đo đạc từ đám mây điểm. Sai số của phép đo là do quá trình trích xuất khung xương của cây các điểm ở đỉnh của lá bị lỗi khi giảm độ dày đặc của dữ liệu đám mây điểm.

Bảng 3. Kết quả đo chiều dài lá tự động và đo thực tế (đơn vị: mm)

	Giai đoạn đo	Giai đoạn 1	Giai đoạn 2	Giai đoạn 3	Giai đoạn 4	Giai đoạn 5
Lá 1	Thực tế	78,2	104,3	130,5	156,7	172,3
	Dựa trên quy trình	74,6	101,1	128,7	154,5	170,1
	Sai số	3,6	3,2	1,8	2,2	2,2
Lá 2	Thực tế	52,5	72,7	114,1	138,3	150,8
	Dựa trên quy trình	49,1	68,9	112,3	134,8	148,3
	Sai số	3,4	3,8	1,8	3,5	2,5
Lá 3	Thực tế	0	42,4	78,4	101,4	126,9
	Dựa trên quy trình	0	38,4	75,9	102,4	125,4
	Sai số	0	4	2,5	-1	1,5
Lá 4	Thực tế	0	0	32,9	65,2	85,3
	Dựa trên quy trình	0	0	30,2	64,7	84,5
	Sai số	0	0	2,7	0,5	0,8
Lá 5	Thực tế	0	0	0	35,5	68,7
	Dựa trên quy trình	0	0	0	34,3	64,9
	Sai số	0	0	0	1,2	3,8

Ngoài ra chiều dài lá theo thời gian được thể hiện trong hình 2 theo 5 giai đoạn phát triển của cây từ 3 lá tới giai đoạn 5 lá.



Hình 3. So sánh sáu đặc điểm kiểu hình thu được bằng cách sử dụng bộ xương được trích xuất từ các đám mây điểm và đo đặc thực tế (Đơn vị: mm)

Kết quả được so sánh với kết quả đo bằng tay và được trình bày trong hình 3. Hệ số R<sup>2</sup> lớn hơn 0,82; RMSE được kiểm soát trong vòng 0,311 cm; MAPE không lớn hơn 4,5% và độ chính xác của đo lường tự động lớn hơn 95,00%. Kết quả cho thấy phương pháp này có độ chính xác cao trong việc đo lường chiều cao thân của ngô và giá trị ước lượng bằng thuật toán nhất quán với giá trị thực tế được đo.

#### 4. KẾT LUẬN

Bài báo này đã giới thiệu một quy trình đo đạc các thông số liên quan tới sinh trưởng của cây như chiều cao thân, chiều dài lá của cây trong quá trình phát triển của cây từ đó đánh giá được tốc độ sinh trưởng của cây ngô theo thời gian. Ba quá trình bao gồm xây dựng dữ liệu đám mây điểm, trích xuất khung xương của cây và tính toán kích thước của các bộ phận. Do đó các tham số về đặc điểm của cây trồng có thể được tính toán dựa trên dữ liệu ảnh một cách chính xác. Các thực nghiệm được thực hiện bằng quy trình được đề xuất trên các giai đoạn khác nhau của cây ngô cho thấy các chỉ số ước lượng có độ chính xác cao so với dữ liệu đo đạc trên thực tế. Toàn bộ quá trình xử lý được thực hiện một cách tự động. Vì vậy tiến trình này giúp cung cấp giải pháp cho phát triển các bộ công cụ tự động thu thập dữ liệu cây trồng trong tương lai. Nghiên cứu này là nền móng cho các quy trình đánh giá và kiểm soát sinh trưởng của cây trồng nhằm tối ưu các quy trình nuôi trồng cho ngành nông nghiệp hiện nay.

Các nghiên cứu trong tương lai cần vượt qua các hạn chế và phát triển các thuật toán đo lường chính xác với đám mây điểm. Điều cần thiết là phát triển một quy trình tái tạo 3D hướng tới nhu cầu nông nghiệp và kết hợp việc tái tạo với việc khớp các mô hình sinh học của cây ngô. Việc tích hợp các mô hình cây ngô mô phỏng có thể tăng

đáng kể độ chính xác của việc trích xuất các đặc điểm hình thái và giảm nhiễu từ quá trình tái tạo 3D.

#### 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]. K. Upadhyay, "Advancements in Precision Agriculture: A Review," *Journal of Advanced Research in Agriculture Science & Technology*, 1, 12-16, 2023.
- [2]. P. Tripodi, N. Nicastro, C. Pane, "Digital applications and artificial intelligence in agriculture toward next-generation plant phenotyping," *Crop Pasture Sci*, 74, 6, 597-614, 2023. <https://doi.org/10.1071/CP21387>
- [3]. F. Perez-Sanz, P. J. Navarro, M. Egea-Cortines, *Plant phenomics: An overview of image acquisition technologies and image data analysis algorithms*. Oxford University Press, 2017. doi: 10.1093/gigascience/gix092.
- [4]. C. R. Shyu, J. M. Green, D. P. K. Lun, T. Kazic, M. Schaeffer, E. Coe, "Image Analysis for Mapping Immeasurable Phenotypes in Maize [Life Sciences]," *IEEE Signal Processing Magazine*, 24, 3, 115 - 118, 2007. doi: 10.1109/MSP.2007.361609.
- [5]. F. P. Boogaard, E. J. van Henten, G. Kootstra, "Improved Point-Cloud Segmentation for Plant Phenotyping Through Class-Dependent Sampling of Training Data to Battle Class Imbalance," *Front Plant Sci*, 13, 2022. doi: 10.3389/fpls.2022.838190.
- [6]. W. Shi, R. van de Zedde, H. Jiang, G. Kootstra, "Plant-part segmentation using deep learning and multi-view vision," *Biosyst Eng*, 187, 81-95, 2019. doi: 10.1016/j.biosystemseng.2019.08.014.
- [7]. N. An, et al., "Quantifying time-series of leaf morphology using 2D and 3D photogrammetry methods for high-throughput plant phenotyping," *Comput Electron Agric*, 135, 222-232, 2017. doi: 10.1016/j.compag.2017.02.001.
- [8]. F. Hosoi, K. Nakabayashi, K. Omasa, "3-D modeling of tomato canopies using a high-resolution portable scanning lidar for extracting structural information," *Sensors*, 11, 2, 2166-2174, 2011. doi: 10.3390/s110202166.
- [9]. Y. Zhang, P. Teng, Y. Shimizu, F. Hosoi, K. Omasa, "Estimating 3D leaf and stem shape of nursery paprika plants by a novel multi-camera photography system," *Sensors (Switzerland)*, 16, 6, 2016. doi: 10.3390/s16060874.
- [10]. T. T. Santos, A. A. De Oliveira, T. T. Santos, "Image-based 3D digitizing for plant architecture analysis and phenotyping," in *Workshop on Industry Applications (WGARI) in SIBGRAPI 2012 (XXV Conference on Graphics, Patterns and Images)*, 2012. doi: 10.13140/2.1.4576.1608.

[11]. J. Christian Rose, S. Paulus, H. Kuhlmann, "Accuracy analysis of a multi-view stereo approach for phenotyping of tomato plants at the organ level," *Sensors (Switzerland)*, 15, 5, 9651-9665, 2015. doi: 10.3390/s150509651.

[12]. S. Wu, et al., "An accurate skeleton extraction approach from 3D point clouds of maize plants," *Front Plant Sci*, 10, 2019. doi: 10.3389/fpls.2019.00248.

[13]. D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *Int J Comput Vis*, 2004.

[14]. B. Triggs, P. F. Mclauchlan, R. I. Hartley, A. W. Fitzgibbon, "Bundle Adjustment-A Modern Synthesis", In: Triggs, B., Zisserman, A., Szeliski, R. (eds) *Vision Algorithms: Theory and Practice, Lecture Notes in Computer Science*, 1883, Springer, Berlin, Heidelberg, 1999.

[15]. Y. Furukawa, J. Ponce, "Accurate, dense, and robust multiview stereopsis," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 32, 8, 1362-1376, 2010. doi: 10.1109/TPAMI.2009.161.

[16]. J. Cao, A. Tagliasacchi, M. Olsony, H. Zhangy, Z. Su, "Point cloud skeletons via Laplacian-based contraction," in *SMI 2010 - International Conference on Shape Modeling and Applications, Proceedings*, 187-197, 2010. doi: 10.1109/SMI.2010.25.

[17]. J. D. Foley, M. A. Fischler, R. C. Bolles, "Graphics and Image Processing Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," *Communications of the ACM*, 24, 6, 1981.

[18]. B. Triggs, P. F. Mclauchlan, R. I. Hartley, A. W. Fitzgibbon, "Bundle Adjustment - A Modern Synthesis," in *International Workshop on Vision Algorithms*, 298-372, 2002.

---

#### AUTHORS INFORMATION

**Vu Minh Trung, Ha Quang Hung,**

**Phung Truong Trinh, Pham Trien Minh**

University of Engineering and Technology, Vietnam National University,  
Hanoi, Vietnam