

So sánh đặc trưng moment Hu và biểu đồ gradient có hướng trong nhận dạng tự động hoa cảnh Việt Nam

Hoàng Lê Uyên Thực¹, Nguyễn Văn Đức², và Lê Thị Mỹ Hạnh³

Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng
54 Nguyễn Lương Bằng, Liên Chiểu, Đà Nẵng

¹hluthuc@dut.udn.vn, ²102130194@sv.dut.udn.vn, ³lthanh@dut.udn.vn

Tóm tắt. Bài báo nhằm hướng đến mục tiêu lâu dài là xây dựng một ứng dụng di động hỗ trợ người dùng nhận dạng các loài hoa cảnh ở Việt Nam qua ảnh chụp. Trong giai đoạn ban đầu, nghiên cứu tập trung thực hiện nhận dạng dựa trên đặc trưng hình dạng của cánh hoa. Trước tiên vùng cánh hoa được trích ra khỏi phần còn lại của ảnh bằng thuật toán phân cụm Kmeans, tiếp theo ảnh cánh hoa được chuyển đổi thành một vector đặc trưng hình dạng, cuối cùng vector đặc trưng được phân tích bằng thuật toán máy vector hỗ trợ SVM để xác định khả năng cao nhất là nó mô tả loài hoa nào trong các loài hoa đã huấn luyện. Để chọn ra bộ mô tả đặc trưng hình dạng phù hợp, bài báo lần lượt sử dụng hai bộ mô tả đặc trưng hình dạng phổ biến là moment Hu và đặc trưng biểu đồ gradient có hướng HOG. Các thí nghiệm trên cơ sở dữ liệu gồm 2000 ảnh hoa Việt Nam cho thấy hiệu quả rất hứa hẹn của hệ thống đề xuất, trong đó đặc trưng HOG tỏ ra vượt trội với tỷ lệ nhận dạng chính xác trên 95% so với tỷ lệ gần 74% khi dùng đặc trưng moment Hu.

Từ khóa: nhận dạng hoa, phân cụm Kmeans, moment Hu, biểu đồ gradient có hướng HOG (Histogram of Oriented Gradients), máy vector hỗ trợ SVM (Support Vector Machine).

1 Đặt vấn đề

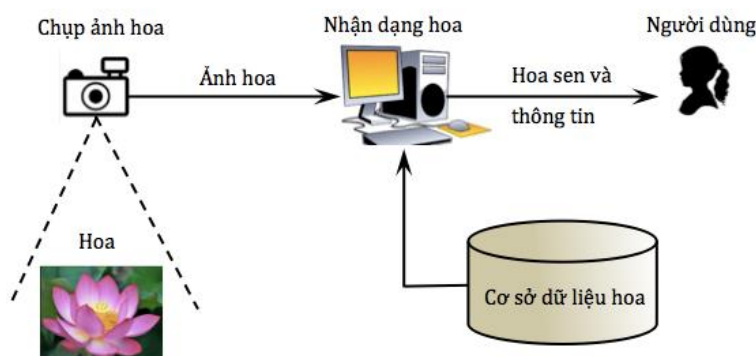
Bằng những phương pháp thực nghiệm có cơ sở khoa học, các nhà nghiên cứu đã chứng minh những bông hoa xinh đẹp nhiều màu sắc và hương thơm có tác động đáng kể đối với cảm xúc, sức sáng tạo và mang lại nhiều lợi ích tích cực cho sức khỏe con người [1]. Chính vì vậy mà hiện nay rất nhiều ứng dụng di động trợ giúp con người nhận biết các loài hoa cảnh đã được thiết kế và triển khai, chẳng hạn như ứng dụng dựa vào con người FlowerChecker [2], ứng dụng tự động PictureThis [3].

Trong khi ứng dụng nhận dạng dựa vào con người đòi hỏi nhiều nỗ lực và thời gian của chuyên gia thực vật học thì ứng dụng tự động rất thuận tiện cho những đối tượng quan tâm đến hoa nhưng còn thiếu kinh nghiệm. Bên cạnh đó, nhờ điều kiện thổ nhưỡng và khí hậu thuận lợi nên nước ta sở hữu một nguồn tài nguyên thực vật nói chung và hoa cảnh nói riêng rất phong phú và đa dạng, tạo điều kiện rất tốt để phát triển nghề trồng hoa cảnh [4]. Xuất phát từ các phân tích trên, chúng tôi đặt mục tiêu lâu dài là xây dựng một ứng dụng di động cung cấp tên gọi và các thông tin liên quan về hoa cảnh Việt Nam nhằm hỗ trợ cho các đối tượng quan tâm đến hoa như học sinh, nông dân, người chơi hoa, kiến trúc sư cảnh quan, khách du lịch, v.v.

Đây là một nhánh nghiên cứu thuộc lĩnh vực tự động nhận dạng cây cối dựa vào thị giác máy tính. Các nghiên cứu này trong nước chưa có nhiều, hầu hết tập trung vào nhận dạng cây cối dựa vào lá cây như các công trình của Lê và cộng sự [5], Phạm và cộng sự [6].

Trong bài báo này, về cơ bản chúng tôi dựa trên hệ thống như Hình 1 [7], tuy nhiên phần cốt lõi kỹ thuật của hệ thống sẽ được thử nghiệm với sự thay đổi của một khối xử lý bên trong. Cụ thể là thay vì chỉ sử dụng bộ mô tả đặc trưng dựa trên moment Hu như phương pháp [7], ở đây

bộ mô tả đặc trưng dựa trên biểu đồ gradient có hướng HOG (Histogram of Oriented Gradients) sẽ được sử dụng để kiểm tra, đánh giá và so sánh với moment Hu nhằm tìm ra giải pháp tối ưu.



Hình 1. Sơ đồ mô tả chức năng nhận dạng hoa trong ảnh [7].

Phần tiếp theo của bài báo được trình bày như sau: mục 2 nêu tóm tắt các nghiên cứu liên quan, mục 3 trình bày chi tiết về phương pháp nhận dạng hoa dựa vào đặc trưng moment Hu và dựa vào đặc trưng HOG, mục 4 mô tả các thí nghiệm kiểm tra, đánh giá các phương pháp nhận dạng sử dụng và cuối cùng là kết luận ở mục 5.

2 Các nghiên cứu liên quan đến nhận dạng hoa

Trong thực tế, để nhận biết một loài hoa, người ta dựa vào màu sắc bông hoa, kết cấu và hình dạng cánh hoa, hình dạng đài hoa, hình dạng lá cây, cấu trúc thân cành và cả mùi hương. Các nghiên cứu dựa trên thị giác máy tính thực hiện nhận dạng hoa dựa vào ảnh chụp thì thường quan tâm đến màu sắc, hình dạng và kết cấu cánh hoa.

Sau đây là một số công trình tiêu biểu trong nhánh nghiên cứu này:

Tan và cộng sự mô tả đặc trưng hình dạng của bông hoa dùng trị riêng (eigenvalue) của ma trận tạo thành từ các đặc trưng này. Việc nhận dạng được thực hiện bằng cách so khớp trị riêng của ma trận tính từ ảnh kiểm tra với trị riêng của ma trận tính từ các ảnh huấn luyện [9]. Tỷ lệ nhận dạng đạt được là 80.43% trên tập dữ liệu có 46 ảnh chụp 5 loài hoa.

Zawbaa và cộng sự đề xuất sử dụng hai loại đặc trưng là đặc trưng hình dạng là SIFT (Scale Invariant Feature Transform) và đặc trưng dựa vào kết cấu cánh hoa SFTA (Segmentation-based Fractal Texture Analysis) và hai thuật toán nhận dạng là SVM (Support Vector Machine) và RF (Random Forest) [10]. Kết quả thí nghiệm với 215 ảnh của 8 loài hoa cho thấy hai sự kết hợp là SIFT kết hợp với SVM và SFTA kết hợp với RF là cho kết quả khá tốt.

Mishral và cộng sự đã đề xuất kết hợp các loại đặc trưng về hình dạng, màu sắc và kết cấu không chỉ của bông hoa mà cả lá cây [11]. Kết quả thí nghiệm trên tập gồm 1000 ảnh hoa và lá cho tỷ lệ nhận dạng trung bình rất tốt, cụ thể là trên 85%.

Nhìn chung, các hệ thống nhận dạng hoa tự động nêu trên đều cấu tạo gồm ba bước xử lý chính như sau:

Ở bước thứ nhất, bông hoa được trích ra khỏi phần còn lại của ảnh (gọi là nền) bằng các thuật toán trích đối tượng. Việc trích đối tượng có thể được thực hiện dựa vào sự khác biệt của bông hoa so với phần còn lại của ảnh như màu sắc, kết cấu, v.v.

Tiếp theo, ảnh trích bông hoa được chuyển đổi thành một vector đặc trưng đa chiều. Vector đặc trưng cần phải chứa đựng các đặc điểm hữu hiệu nhất và nổi bật nhất của mỗi loài hoa sao cho khối phân loại hoa sau đó có thể thực hiện phân loại thành công mà không cần sử dụng toàn bộ ảnh đầu vào. Trong bài báo này, bước đầu chúng tôi xét dùng đặc trưng hình dạng để mô tả bông hoa.

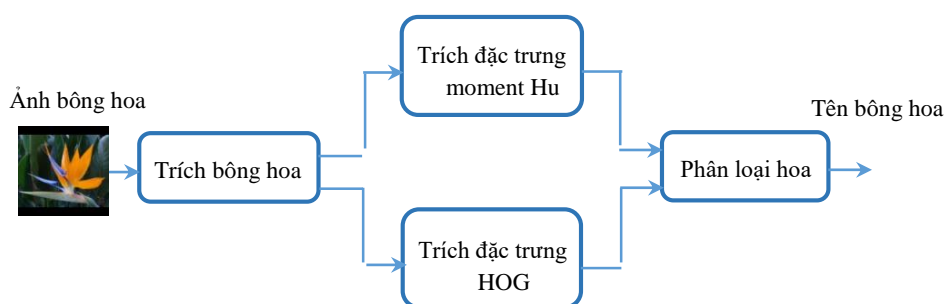
Cuối cùng, áp dụng một thuật toán phân loại vào các vector đặc trưng để phân biệt các loài hoa khác nhau. Phương pháp phân loại phổ biến nhất là phân loại thống kê dựa trên các thuật toán học máy, dựa trên nguyên tắc so khớp vector đặc trưng trích từ ảnh hoa chưa biết với các vector đặc trưng trích trong tập các hoa huấn luyện để đưa ra suy luận đối với ảnh hoa chưa biết.

Phần tiếp theo của bài báo sẽ trình bày chi tiết ba bước xử lý này.

3 Tự động nhận dạng hoa dựa trên đặc trưng hình dạng

Như đã trình bày ở trên, trong bài báo này, chúng tôi tập trung so sánh hiệu quả nhận dạng hoa của hai bộ mô tả đặc trưng hình dạng là moment Hu và HOG, từ đó chọn bộ mô tả đặc trưng tốt hơn cho nghiên cứu thiết kế ứng dụng nhận dạng hoa cảnh Việt Nam về sau.

Các bước xử lý tín hiệu được thể hiện như trên Hình 2.



Hình 2. Các bước xử lý nhận dạng hoa dựa vào đặc trưng hình dạng.

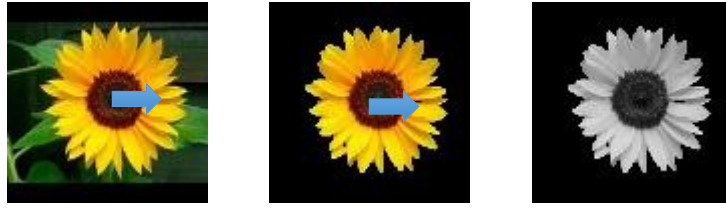
3.1 Trích vùng bông hoa

Để giảm tải tính toán, trước tiên kích thước ảnh được giảm xuống còn 100x100.

Tiếp theo, chuyển ảnh từ biểu diễn trong không gian màu RGB sang không gian màu CIE L^*a^*b và chỉ sử dụng thông tin trong hai kênh màu a và b. Với việc chuyển đổi không gian màu, ta có thể giảm bớt ảnh hưởng của điều kiện chiếu sáng đến bông hoa trích được nhờ bỏ qua thông tin trong kênh độ sáng L.

Qua quan sát ta nhận thấy trong một bức ảnh hoa có 3 vùng màu khác nhau tương ứng với vùng cánh hoa, lá và phần còn lại. Do đó ta áp dụng thuật toán gom cụm Kmeans với $K = 3$ để gom các điểm ảnh có màu gần nhau lại thành một cụm [12]. Kết quả Kmeans là bức ảnh hoa được phân làm 3 vùng tương ứng với 3 nhóm màu. Từ đây ta chọn lấy vùng màu của cánh hoa để được ảnh bông hoa màu trên nền đen.

Cuối cùng, vì chỉ sử dụng đặc trưng hình dạng nên ảnh trích bông hoa màu được chuyển thành ảnh xám. Hình 3 thể hiện kết quả các bước xử lý phân vùng bông hoa.



Hình 3. Các bước trích vùng bông hoa.

3.2 Mô tả đặc trưng hình dạng bông hoa

Như thể hiện trên Hình 2, hình dạng bông hoa được mô tả dựa vào hai bộ mô tả đặc trưng hình dạng nổi tiếng lần lượt là:

- Moment Hu [13].
- Giảm đồ gradient có hướng HOG [14].

Ở phương pháp thứ nhất, moment Hu được tính đơn giản là dựa trên moment trung tâm đã được chuẩn hóa của ảnh xám của đối tượng bông hoa:

$$M_{pq} = \frac{m_{pq}}{m_{00}^{\frac{p+q}{2}+1}} \quad (1)$$

trong đó m_{pq} là các moment trung tâm của ảnh xám:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q s(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3 \quad (2)$$

ở đây $s(x, y)$ là hàm biểu diễn độ sáng tối của ảnh xám (ảnh cuối cùng trong Hình 3), nhận các giá trị nguyên nằm trong khoảng từ 0 đến 255; (\bar{x}, \bar{y}) là trọng tâm ảnh xám.

Các moment trung tâm chuẩn hóa M_{pq} sau đó được kết hợp lại với nhau thông qua các phép toán số học gồm phép cộng và phép nhân [13].

Kết quả tính moment Hu là 7 giá trị rất nhỏ, sẽ được tính logarit nhằm chuyển sang một không gian mới, trong đó các điểm vector đặc trưng moment Hu cách nhau xa hơn, thuận tiện hơn cho tính toán [7].

Như vậy, với phương pháp thứ nhất, mỗi ảnh bông hoa sẽ được chuyển thành một vector đặc trưng logHu có 7 chiều.

Ở phương pháp thứ hai, HOG được tính dựa trên thông tin về hướng và cường độ biến thiên của đường viền (edge) của mỗi vùng ảnh.

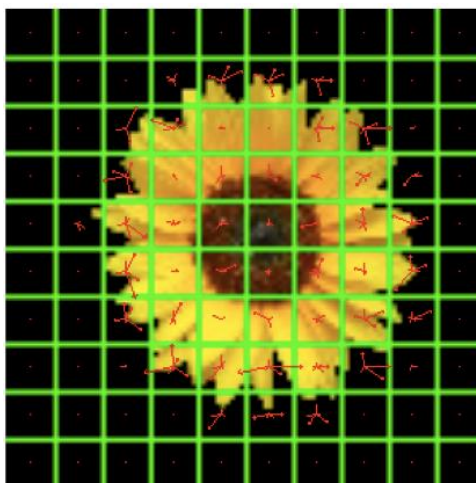
Quá trình tính toán HOG được thực hiện theo 5 bước tuần tự dựa vào [14] và có thông số được chọn theo thực nghiệm cụ thể như sau:

- Chuẩn hóa ảnh xám vùng cánh hoa bằng hàm căn bậc hai,
- Tính gradient bằng mặt nạ Sobel,
- Kích thước ô là 10x10 điểm ảnh, biểu đồ gradient có hướng gồm có 9 thanh,
- Kích thước khối là 2x2 ô và phần chồng lấn lên nhau có kích thước là 1x1 ô.

Như vậy, với phương pháp thứ hai, mỗi ảnh bông hoa 100x100 điểm ảnh sẽ được chuyển thành một vector đặc trưng HOG có:

$(9 \times 9 \text{ khối/ảnh}) \times (4 \text{ ô/khối}) \times (9 \text{ giá trị/ô}) = 2916 \text{ giá trị.}$

Hình 4 là ví dụ đặc trưng HOG của một bức ảnh.



Hình 4. Đặc trưng HOG thể hiện trên ảnh bông hoa.

3.3 Phân loại hoa

Cuối cùng, như trong nghiên cứu trước [7], các vector đặc trưng (logHu hoặc HOG) được đưa vào khối phân loại bằng SVM [15]. SVM cho tỷ lệ nhận dạng rất tốt trong khi không đòi hỏi số lượng dữ liệu quá lớn để huấn luyện. Hơn nữa, SVM khá linh hoạt trong bài toán phân lớp phi tuyến nhờ sự trợ giúp của hàm kernel.

Về nguyên tắc, SVM hoạt động dựa trên bài toán phân loại 2 lớp tuyến tính: tìm một siêu phẳng $w^T x + b = 0$ chia cắt n điểm vector đặc trưng $\{x_i\}, 1 \leq i \leq n$ đã gán nhãn $\{y_i\}, y_i \in \{-1, +1\}$ thành hai phía sao cho thỏa mãn yêu cầu về ranh giới tối đa.

Trong trường hợp các điểm vector đặc trưng không thể chia cắt tuyến tính, giải pháp là sử dụng thủ thuật kernel để ánh xạ các điểm vector đặc trưng sang một không gian mới mà ở đó chúng có thể phân chia tuyến tính được.

Để so sánh hai đặc trưng logHu và HOG một cách công bằng, cả hai phương pháp đều dùng chung các tham số của SVM được chọn qua thực nghiệm như sau:

- Tham số $C = 100$ (là tham số tùy chỉnh theo mức độ phân loại nhằm cho phép)
- Hàm kernel dạng radial basis:

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp(-g\|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

- Giá trị của gamma là $g = 0.001$

4 Thực nghiệm

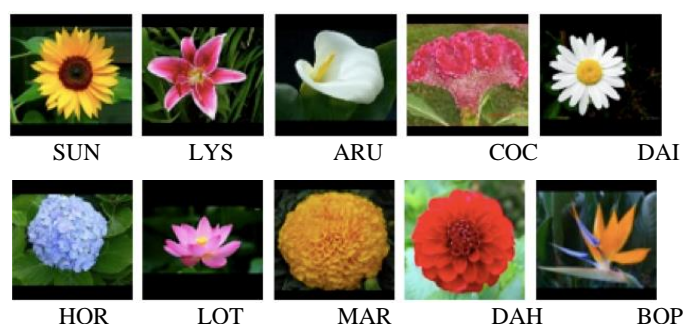
Phần này trình bày thực nghiệm so sánh hai bộ mô tả đặc trưng hình dạng đã xét, dựa vào sự kết hợp bộ ba bước xử lý gồm: phân vùng bông hoa dựa vào K-means, trích đặc trưng hình dạng dựa vào logHu hoặc HOG, phân loại hoa dựa vào SVM phi tuyến.

4.1 Cơ sở dữ liệu

Các thí nghiệm được thực hiện trên cơ sở dữ liệu BKFlower [7], chứa 2000 bức ảnh RGB kích thước 100x100 của 10 loài hoa cảnh phổ biến ở Việt Nam. Tên các loài hoa được mã hóa dùng 3 chữ cái đầu trong tên tiếng Anh, cụ thể là: DAH (**DAH**lia: thược dược), LYS (**LYS**: ly), SUN (**SUN**flower: hướng dương), HOR (**HOR**tensia: cẩm tú cầu), DAI (**DAI**sy: cúc), COC (**COCK**scomb: mào gà), ARU (**ARU**m: rum), LOT (**LOT**us: sen), BOP (**Bird Of Paradise**: thiên điều), MAR (**MAR**igold: vạn thọ).

Các ảnh hoa được chụp trong điều kiện tự nhiên, ở nhiều góc chụp khác nhau, trong điều kiện ánh sáng khác nhau, khoảng cách giữa camera và bông hoa khác nhau, cảnh nền có độ phức tạp khác nhau.

Hình 5 là ảnh đại diện các loài hoa có trong cơ sở dữ liệu BKFlower.



Hình 4. Cơ sở dữ liệu BKFlower.

4.2 Kịch bản thí nghiệm

Như trong nghiên cứu trước [7], với mỗi loài hoa, chúng tôi chọn từ trong cơ sở dữ liệu ra tập Set1 gồm 100 ảnh bông hoa sạch nhất, theo tiêu chí là hoa được chụp trong điều kiện ánh sáng tốt, góc chụp thuận tiện để nhận biết hoa, sự khác biệt giữa các ảnh hoa không quá lớn. Sau đó bổ sung vào tập Set1 thêm 50 ảnh hoa để tạo thành tập Set2. Cuối cùng là dùng toàn bộ hoa trong cơ sở dữ liệu tạo thành tập Set3. Tập Set3 chứa các ảnh hoa được chụp ở các góc chụp khác nhau, điều kiện chiếu sáng khác nhau và tình trạng nở rộ của hoa khác nhau.

4.3 Kết quả thí nghiệm

Thực hiện đánh giá hệ thống theo ba kịch bản đã trình bày dùng phương pháp *đánh giá chéo theo tỷ lệ 1:10* (ten-fold cross validation), chúng tôi lần lượt thu được các tỷ lệ nhận dạng chính xác (%) như thể hiện ở Bảng 1.

Bảng 1. Tỷ lệ nhận dạng chính xác (%).

Loài hoa	Đặc trưng logHu			Đặc trưng HOG		
	Set1	Set2	Set3	Set1	Set2	Set3
DAH	96.00	70.00	71.00	97.00	93.33	92.00
ARU	94.00	80.00	79.50	99.00	98.00	99.50
COC	95.00	83.33	70.50	94.00	93.33	95.00
DAI	94.00	83.33	72.00	97.00	95.33	96.00
SUN	89.00	70.67	59.50	99.00	99.33	99.50
LOT	91.00	72.00	56.00	93.00	96.67	96.00
BOP	97.00	85.33	67.50	100.00	100.00	100.00
MAR	91.00	63.33	50.00	87.00	90.00	86.00

LYS	79.00	58.00	42.00	98.00	98.00	97.50
HOR	72.00	51.33	34.50	91.00	90.00	89.50
Trung bình	89.80	71.73	60.25	95.50	95.40	95.30

Như vậy, so với bộ mô tả đặc trưng logHu, bộ mô tả đặc trưng HOG cho tỷ lệ nhận dạng chính xác cao vượt trội xét trong cả ba kịch bản thí nghiệm. Đặc biệt, tỷ lệ nhận dạng dùng HOG hầu như không suy giảm khi tăng số lượng ảnh, thể hiện ở tỷ lệ nhận dạng gần như bằng nhau đối với cả 3 tập dữ liệu.

Tuy nhiên, về thời gian xử lý, quá trình trích đặc trưng HOG tốn thời gian hơn gấp 3 lần so với trích đặc trưng logHu. Cụ thể là thí nghiệm trên cấu hình xử lý Intel Core i5-4200U@1.60GHz (4CPUs) và RAM 4096MB thì nhận thấy: thời gian trích đặc trưng logHu trung bình trên một ảnh hoa là $3.10E-04$ giây, trong khi thời gian trích đặc trưng HOG lên đến $9.72E-04$ giây. Vậy nếu tài nguyên phần cứng đủ mạnh thì việc chọn đặc trưng HOG để mô tả hình dạng bông hoa là hoàn toàn được khuyến khích nhằm hướng đến ứng dụng có độ chính xác tốt.

5 Kết luận

Bài báo đã trình bày những kết quả ban đầu về ứng dụng đặc trưng hình dạng vào nhận dạng các loài hoa cảnh phổ biến ở Việt Nam. Từ ảnh vùng bông hoa được trích ra bằng thuật toán gom cụm Kmeans theo màu sắc, hình dạng bông hoa được mô tả thông qua đặc trưng logHu và HOG và được phân loại dùng thuật toán SVM. Hiệu quả của hai bộ mô tả đặc trưng hình dạng đã được so sánh, đánh giá thông qua các kịch bản thí nghiệm khác nhau trên cơ sở dữ liệu 2000 bức ảnh của 10 loài hoa cảnh quen thuộc. Kết quả rất khả quan đạt được với đặc trưng HOG là cơ sở để tiếp tục phát triển hệ thống về sau với các đặc trưng bổ sung và cơ sở dữ liệu hoa Việt Nam mở rộng hơn.

Tài liệu tham khảo

1. Phan N.K.Đ, “Hoa đối với sức khỏe con người,” URL: <http://suckhoedoisong.vn/hoa-doi-voi-suc-khoe-con-nguoi> [truy cập ngày 28/07/2018].
2. Ứng dụng FlowerChecker, URL: <http://www.flowerchecker.com/> [truy cập ngày 29/7/2018].
3. Ứng dụng PictureThis, URL: <https://www.picturethisai.com/> [truy cập ngày 29/7/2018].
4. Hoàng T.T.N, “Tiếp cận nguồn gen và chia sẻ lợi ích - từ quan điểm đến thực tiễn ở Việt Nam,” URL: <http://tapchimoitruong.vn> [truy cập ngày 28/07/2018].
5. T.L. Le, N.D. Duong, V.T. Nguyen, H. Vu, V.N. Hoang, and T.T.N. Nguyen, “Complex background leaf-based plant identification method based on interactive segmentation and kernel descriptor,” *2nd International Workshop on Environmental Multimedia Retrieval*, pp. 3-8, 2015.
6. T.T.K. Nguyen, Q.B. Truong, Q.D. Truong, and X.H. Huynh, “Deep learning with convolutional neural network for leaves classifier based on shape of leaf vein,” *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*, pp. 565-575, 2018.
7. Hoàng L.U.T, Nguyễn V.Đ, Huỳnh T.T, Lê V.T., Lê T.M.H, “Tự động nhận dạng một số loài hoa cảnh ở Việt Nam dựa vào kỹ thuật thị giác máy tính,” *Hội thảo Quốc gia lần thứ XX: Một số vấn đề chọn lọc của CNTT và Truyền thông*, trang 366-371, 2017.
8. J. Wäldchen, P. Mäder, “Plant species identification using computer vision techniques: A systematic literature review,” *Archives of Computational Methods in Engineering*, pp. 1-37, 2017.
9. W.N. Tan, R. Sem, and Y.F. Tan, “Blooming flower recognition by using eigenvalues of shape features,” *6th International Conference on Digital Image Processing, International Society for Optics and Photonics*, pp. 91591-91591, 2014.

10. H.M. Zawbaa, M. Abbass, S.H. Basha, M. Hazman, and A. E. Hassenian, "An automatic flower classification approach using machine learning algorithms," *2014 International conference on advances in computing, communications and informatics (ICACCI)*, pp 895-901, 2014.
11. P.K. Mishral, S.K. Maurya, R.K. Singh, and A.K. Misral "A semi-automatic plant identification based on digital leaf and flower images," *IEEE International Conference On Advances in Engineering, Science and Management (ICAESM -2012)*, pp. 68-73, 2012.
12. T. Graepel, "Statistical Physics of Clustering Algorithms," *Technical Report 171822, FB Physic, Institute for Theoretical Physics*, 1998.
13. Z. Huang and J. Leng, "Analysis of Hu's moment invariants on image scaling and rotation," *2nd ICCET*, pp. 476-480, 2010.
14. N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, pp. 886-893 vol. 1, 2005.
15. M.A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osuna, J. Platt, and B. Scholkopf, "Support vector machines", *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, vol.13(4), pp. 18-28, 1998.