

MỘT PHƯƠNG PHÁP KẾT HỢP MUỘN CHO NHẬN DẠNG CÂY DỰA TRÊN NHIỀU ẢNH BỘ PHẬN CÂY

Nguyễn Thị Thanh Nhân

Trường Đại học Công nghệ thông tin và Truyền thông – ĐH Thái Nguyên

TÓM TẮT

Nhận dạng cây với mục đích là xác định tên của loài cây từ các ảnh quan sát được của loài cây. Các nghiên cứu trước đây thường mới tập trung cho kết hợp dựa trên hai bộ phận. Trong bài báo này, một phương pháp kết hợp muộn cho bài toán nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây được đề xuất áp dụng cho việc kết hợp từ hai cho đến sáu bộ phận của cây theo các bộ phận lá, hoa, quả, thân, cành, toàn bộ cây. Phương pháp này được xây dựng dựa trên việc kết hợp luật nhân và luật tổng có sử dụng trọng số gán cho bộ phận của cây. Việc nhận dạng đơn bộ phận được áp dụng phương pháp học sâu hiện đại. Các kết quả thực nghiệm đã chỉ ra hiệu quả của phương pháp đề xuất, vượt trội hơn so với các phương pháp kết hợp theo luật lớn nhất, luật tổng, luật nhân. Phương pháp cũng chỉ ra rằng càng kết hợp nhiều bộ phận thì độ chính xác đạt được càng cao. Phương pháp đề xuất đã đạt được độ chính xác cao nhất là 98,8% khi thực hiện kết hợp sáu bộ phận.

Từ khóa: *Kết hợp muộn; học sâu; luật nhân; luật tổng; nhận dạng cây*

Ngày nhận bài: 12/5/2020; Ngày hoàn thiện: 31/5/2020; Ngày duyệt đăng: 31/5/2020

A LATE FUSION METHOD FOR MULTI-ORGAN PLANT IDENTIFICATION

Nguyen Thi Thanh Nhan

TNU - University of Information and Communication Technology

ABSTRACT

Plant identification that aims at determining the name of plant species from images of plant species' observation. Previous studies have often focused on two organs. In this paper, a new late fusion method for multi-organ plant identification is proposed for combining two to six organs according to leaf, flower, fruit, stem, branch, entire. This method is based on combining the product rule and sum rule using weights assigned to plant organs. A deep learning method- a state of the art method- is applied for single organ identification. The experimental results have shown the effectiveness of the proposed method, it outperforms than max rule, sum rule, product rule. The results also indicate that the more organs are combined, the better the identification accuracy is. The proposed method achieves the highest accuracy of 98.8% when combining 6 organs.

Keywords: *late fusion; deep learning; product rule; sum rule; plant identification*

Received: 12/5/2020; **Revised:** 31/5/2020; **Published:** 31/5/2020

1. Giới thiệu

Nhận dạng cây tự động bằng máy tính điện tử đang rất được quan tâm hiện nay với mục đích giúp cộng đồng người dùng dễ dàng nhận dạng được các cây cối họ quan tâm, từ đó giúp bảo tồn sự đa dạng của thực vật [1]. Các nghiên cứu trước đây thường tập trung nhận dạng cây dựa trên một bộ phận chủ yếu là lá và cũng đã đạt được một số kết quả ấn tượng. Tuy nhiên với một số lượng lớn các loài, độ chính xác nhận dạng cây dựa trên một bộ phận vẫn còn một số hạn chế. Hình ảnh của một bộ phận là không đủ thông tin để nhận dạng do sự giống nhau lớn giữa các loài khác nhau và sự khác biệt lớn giữa các ảnh cùng một bộ phận của loài cây. Gần đây các nghiên cứu đã chuyển sang tập trung nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây cho phép cung cấp nhiều thông tin của cây giúp cải thiện được kết quả nhận dạng cây, đặc biệt khi có sự ra đời của cơ sở dữ liệu cây được công bố và cập nhật hàng năm của cuộc thi nhận dạng cây trong khuôn khổ cuộc thi LifeCLEF với dữ liệu nhiều ảnh bộ phận của cây [2]-[6]. Tại một thời điểm quan sát, khi một bộ phận của cây không tồn tại, khi đó có thể xem xét việc kết hợp các bộ phận khác của cây. Đây là một nhu cầu thực tế khi một người dùng cố gắng nhận dạng cây dựa trên các quan sát khác nhau của một cây, điều này cũng đúng với quan điểm nhận dạng cây của các nhà thực vật học. Việc quan sát các bộ phận khác nhau của cây cho phép các nhà thực vật học phân biệt rõ các loài mà có thể gây ra nhầm lẫn nếu chỉ sử dụng một bộ phận của cây.

Các phương pháp kết hợp kết quả nhận dạng cây dựa trên nhiều bộ phận có thể chia thành 2 nhóm là các phương pháp kết hợp sớm và các phương pháp kết hợp muộn. Đầu tiên là các phương pháp kết hợp sớm thực hiện kết hợp các đặc trưng của các bộ phận cây khác nhau trước khi thực hiện phân lớp [7].

Thứ hai là các phương pháp kết hợp muộn, mỗi bộ phận sẽ thực hiện một bộ phân lớp riêng biệt, kết quả nhận dạng trên mỗi bộ

phân lớp sẽ được kết hợp lại với nhau để cho ra kết quả nhận dạng cuối cùng. Phương pháp kết hợp muộn thường kết hợp dựa trên các độ tin cậy trả về. Có một số nghiên cứu đã áp dụng các phương pháp kết hợp muộn áp dụng cho nhận dạng cây từ các kết quả nhận dạng cây trên các bộ phận khác nhau của cây. Các phương pháp kết hợp thường sử dụng cho bài toán nhận dạng cây có thể kể đến như luật nhân [8], luật trung bình [9], luật lớn nhất, luật tổng [10], [11] luật nhỏ nhất [12], luật IprMNZ [4], luật bình chọn theo số đông (majority voting rule) [13], luật tổng có trọng số [14]. Các phương pháp này thường được sử dụng do tính đơn giản và hiệu quả của các phương pháp. Các nghiên cứu trước cũng đã chỉ ra nhận dạng cây dựa trên nhiều bộ phận cho kết quả tốt hơn là nhận dạng dựa trên một bộ phận [6], [15], [16], và mới tập trung cho nhận dạng dựa trên hai bộ phận của cây [9]. Với mục đích tiếp tục cải thiện khả năng kết hợp, bài báo đề xuất một phương pháp kết hợp mới bằng việc kết hợp các phương pháp kết hợp đã có, có sử dụng trọng số gán cho mỗi bộ phận của cây. Bài báo sẽ thực hiện kết hợp cho nhiều hơn bằng hai bộ phận. Với nhận dạng cây cho mỗi bộ phận, một phương pháp học sâu được áp dụng để nâng cao kết quả nhận dạng cây.

Nội dung phần 2 trình bày chi tiết phương pháp đề xuất, phần 3 trình bày các kết quả đạt được và phần cuối là phần kết luận.

2. Phương pháp kết hợp đề xuất cho nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây

Trong bài báo này, tác giả đề xuất một phương pháp kết hợp mới dựa trên việc kết hợp các phương pháp đã có, có sử dụng trọng số bộ phận gán cho cây. Câu truy vấn đầu vào gồm N ảnh của N bộ phận quan tâm. Trong các thực nghiệm, N biến đổi từ 2 đến 6. Cho mỗi bộ phận, một bộ phân lớp tương ứng sẽ được xây dựng. Với mỗi ảnh đầu vào mô hình này sẽ trả về một danh sách các loài cây tương ứng với độ tin cậy kèm theo. Phương

pháp kết hợp sẽ lấy các danh sách các độ tin cậy này như là đầu vào, sau đó thực hiện kết hợp các độ tin cậy này để trả về danh sách các loài cây mới. Đóng góp của bài báo là đề xuất một phương pháp kết hợp mới và không mất tính tổng quát một phương nhận dạng cây bất kỳ đều có thể áp dụng cho việc nhận dạng một bộ phận bất kỳ.

Một số ký hiệu được sử dụng như sau:

- $q = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ là câu truy vấn chứa N ảnh của N bộ phận;
- C : là số lớp của cơ sở dữ liệu;
- $s_i(I_k)$ là độ tin cậy của loài i khi sử dụng ảnh I_k là câu truy vấn từ bộ nhận dạng đơn bộ phận tương ứng, ở đó $1 \leq i \leq C, 1 \leq k \leq N$;
- c : lớp dự đoán của loài cho câu truy vấn q

Một số phương pháp kết hợp cơ bản:

Luật lớn nhất (Max rule) là một trong những phương pháp kết hợp phổ biến nhất. Độ tin cậy lớn nhất được lựa chọn trong danh sách các độ tin cậy là độ tin cậy được trả về [17]. Trong trường hợp này câu truy vấn q được gán vào lớp c như sau:

$$c = \underset{i=1..N}{\operatorname{argmax}} \left\{ \max_{k=1..N} \{s_i(I_k)\} \right\} \quad (1)$$

Luật tổng (Sum rule) cũng là một luật kết hợp được sử dụng phổ biến [17]. Tổng của các độ tin cậy được trả về. Luật tổng gán câu truy vấn về lớp c như sau:

$$c = \underset{i=1..N}{\operatorname{argmax}} \left\{ \sum_{k=1}^N s_i(I_k) \right\} \quad (2)$$

Luật nhân (Product rule) tính độ tin cậy của các độ tin cậy trả về [17]. Câu truy vấn q được gán vào lớp c như sau:

$$c = \underset{i=1..N}{\operatorname{argmax}} \left\{ \prod_{k=1}^N s_i(I_k) \right\} \quad (3)$$

Phương pháp kết hợp đề xuất

Từ việc quan sát các bộ phận trên cây có các vai trò khác nhau trong quá trình nhận dạng cây, do vậy tác giả sẽ gán trọng số cho bộ phận cây và sử dụng luật tổng có gán trọng số. Sau đó xuất phát từ ý tưởng là kết hợp các phương pháp kết hợp cơ bản đã có. Ở đây tác giả đề

xuất phương pháp kết hợp luật nhân và luật tổng có gán trọng số cho mỗi bộ phận, việc tích hợp được thực hiện dựa trên toán tử nhân.

Đầu tiên mỗi bộ phận sẽ được gán một trọng số, trọng số này thể hiện tầm quan trọng của bộ phận này với các bộ phận khác trong quá trình nhận dạng. Bộ phận O_k được gán trọng số w_k . Dựa trên kết quả nghiên cứu [18] các kết quả nhận dạng cây dựa trên các mạng khác nhau cho các bộ phận cây đều được sắp xếp theo chiều giảm dần là hoa, lá, quả, cành, thân, toàn bộ cây. Do đó trong bài báo này các trọng số được gán cho các bộ phận cây có giá trị giảm dần cho các bộ phận lần lượt là hoa, lá, quả, cành, thân, toàn bộ cây. Cụ thể, ở đây trong phần thực nghiệm trọng số cho các bộ phận được gán như sau: hoa: 6, lá: 5, quả: 4, cành: 3, thân: 2, toàn bộ cây: 1.

Phương pháp kết hợp mới được đề xuất như sau, tích các độ tin cậy trả về được nhân với tổng có trọng các độ tin cậy. Câu truy vấn q được gán vào lớp c như sau:

$$c = \underset{i=1..N}{\operatorname{argmax}} \left\{ \left(\sum_{k=1}^N s_i(I_k) \cdot w_k \right) \cdot \left(\prod_{k=1}^N s_i(I_k) \right) \right\} \quad (4)$$

Với phương pháp đề xuất như vậy khi độ tin cậy $s_i(I_k)$ càng cao thì các giá trị $\prod_{k=1}^N s_i(I_k)$ và $\sum_{k=1}^N s_i(I_k) \cdot w_k$ càng cao. Việc kết hợp bằng toán tử nhân cập giá trị này giúp gia tăng khoảng cách chênh lệch với các cặp độ tin cậy trả về có giá trị thấp hơn, giúp cho việc dự đoán lớp đúng trả về có độ chính xác cao. Phương pháp này sẽ giúp gia tăng độ tin cậy của lớp trả về do gán trọng số cho bộ phận, ưu tiên kết quả nhận dạng cho những ảnh thuộc bộ phận được gán trọng số cao, hơn nữa việc kết hợp hai phương pháp sẽ tận dụng được các ưu điểm của mỗi phương pháp. Để so sánh hiệu quả của phương pháp đề xuất, tác giả thực hiện so sánh với các phương pháp cơ sở trên là luật lớn nhất, luật tổng, luật nhân.

Đối với việc xây dựng bộ phân lớp cho nhận dạng đơn bộ phận, bất kỳ một bộ phân lớp nào đều có thể được áp dụng. Các nghiên cứu liên quan đã chỉ ra rằng các phương pháp học sâu đã cho kết quả nhận dạng tốt hơn so với

phương pháp dựa trên việc trích chọn đặc trưng tự thiết kế đặc biệt khi làm việc với cơ sở dữ liệu lớn và đa dạng [6]. Do vậy, trong bài báo này tác giả đã áp dụng một kiến trúc học sâu là sử dụng mạng nơ-ron tích chập GoogLeNet cho nhận dạng đơn bộ phận.

GoogLeNet đã chiến thắng trong cuộc thi nhận dạng các đối tượng trên cơ sở dữ liệu hình ảnh lớn, đa dạng ImageNet năm 2014 [19]. GoogLeNet có kiến trúc sâu hơn và rộng hơn so với nhiều kiến trúc mạng khác như AlexNet, VGGNet. Mạng này cho phép giảm một số lượng lớn các tham số huấn luyện. Nó bao gồm 6,8 triệu tham số, 22 lớp với 9 mô đun lặp (inception), 2 lớp nhân chập, 2 lớp chuẩn hóa, 5 lớp giảm chiều, một lớp kết nối đầy đủ, một lớp tuyến tính với hàm kích hoạt Softmax như là một bộ phân lớp. Một mô đun inception sử dụng song song các lớp nhân chập có kích thước 1×1 , 3×3 , 5×5 với các lớp khác để giảm số chiều. Kiến trúc này còn được gọi là kiến trúc mạng trong mạng. Trong quá trình huấn luyện GoogLeNet kết nối với 2 bộ phân lớp phụ trợ với các lớp ở giữa mạng để tiến hành hiệu quả tính toán lan truyền ngược qua các tất cả các lớp. Ở đây mỗi bộ phận sẽ được huấn luyện bởi một mạng GoogLeNet riêng biệt.

3. Kết quả thực nghiệm

Các kết quả thực nghiệm được tiến hành trên cơ sở dữ liệu hình ảnh cây với 6 bộ phận là lá, hoa, toàn bộ cây, cành, quả và thân. Để triển khai thành công phương pháp học sâu, một cơ sở dữ liệu nhiều ảnh huấn luyện được yêu cầu, tác giả đã tiến hành trích rút 50 loài cây phổ biến (có đủ 6 bộ phận và chứa nhiều hình ảnh) từ cơ sở dữ liệu cây LifeCLEF 2015. Để gia tăng kích thước của cơ sở dữ liệu tác giả cũng đã tiến hành thu thập thêm các ảnh trên internet thông qua tên của 50 loài cây. Các kết quả ảnh thu thập được, sau đó được đánh giá bởi chuyên gia thực vật học. Thông tin chi tiết được trình bày trong bảng 1. Hình 1 biểu diễn

các hình ảnh thuộc 6 bộ phận, các ảnh trong cơ sở dữ liệu thực nghiệm hầu hết đều có nền phức tạp.

Bảng 1. Cơ sở dữ liệu 50 loài với 6 bộ phận

	Tập huấn luyện	Tập kiểm thử	Tổng
Lá	1930	776	2706
Hoa	1650	673	2323
Cành	1388	553	1941
Toàn bộ cây	825	341	1166
Quả	3821	500	4321
Thân	2912	500	3412



Hình 1. Ảnh các bộ phận của loài *Cotinus coggygia* Scop

3.1. Nhận dạng cây dựa trên một bộ phận

Các kết quả thực nghiệm được tiến hành trên máy chủ với cấu hình: 2,20 GHz CPU, 16 GB RAM, GeForce GTX 1080 Ti GPU, thực hiện trên khung học sâu Caffe và TensorFlow. Kỹ thuật học chuyển đổi (transfer learning) và tinh chỉnh các tham số được áp dụng trên mạng GoogLeNet. Bộ trọng số tiền huấn luyện trên cơ sở dữ liệu rất lớn và đa dạng ImageNet được áp dụng là bộ trọng số khởi tạo cho quá trình huấn luyện. Mô hình được tối ưu cho phù hợp với bài toán nhận dạng cây, các tham số được tinh chỉnh, tối ưu như sau: learning_rate: 0,001, batch_size: 32, weight_decay: 0,0002, dropout: 0,4. Việc lựa chọn các tham số này dựa trên việc nghiên cứu các kết quả liên quan, các thực nghiệm và cấu hình máy thực nghiệm.

Các kết quả đạt được cho nhận dạng dựa trên đơn bộ phận khi áp dụng mạng GoogLeNet được chỉ ra trong bảng 2. Bộ phận hoa cho kết quả nhận dạng cao nhất là 82,2% vì bộ phận hoa có nhiều đặc điểm bề ngoài (màu sắc, hình dạng) có tính chất phân biệt cao giữa các loài. Bộ phận toàn bộ cây cho kết quả nhận dạng thấp nhất do bộ phận này thường được chụp ở góc nhìn xa và sự tương tự lớn giữa các loài khi dựa trên ảnh toàn bộ của cây, nên độ phân biệt là không cao.

Bảng 2. Kết quả nhận dạng đơn bộ phận

Bộ phận	Độ chính xác tại hạng 1 (%)
Lá (Le)	75,0
Hoa (Fl)	82,2
Cành (Br)	53,2
Toàn bộ cây (En)	36,4
Quả (Fr)	68,8
Thân (St)	37,6

3.2. Đánh giá phương pháp kết hợp đề xuất cho nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây

Các kết quả thực nghiệm được tiến hành kết hợp cho các cặp từ 2 đến 6 bộ phận của cây cho việc nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây. Các kết quả được chỉ ra ở trong bảng 3, có tổng tất cả 57 trường hợp kết hợp. Khi so sánh với các phương pháp kết hợp lấy giá trị lớn nhất, lấy giá trị tổng, lấy giá trị nhân thì phương pháp đề xuất là cho kết quả là tốt nhất. Phương pháp đề xuất cho kết quả vượt trội hơn phương pháp lấy giá trị lớn nhất và phương pháp lấy tổng. Còn so sánh với phương pháp nhân thì phương pháp đề xuất cho kết quả cao hơn một chút hoặc bằng trong tổng 47 trường hợp trên 57 trường hợp kết hợp. Trong 10 trường hợp còn lại phương pháp đề xuất chỉ kém phương pháp nhân trong khoảng từ 0,2 đến 1%. Điều này chỉ ra hiệu quả của phương pháp đề xuất.

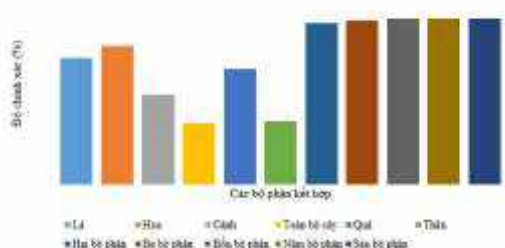
Bảng 3. Độ chính xác tại hạng 1 (%) khi kết hợp các bộ phận khác nhau. Phần in đậm là kết quả đạt được tốt nhất theo hàng

Các bộ phận kết hợp	Luật lớn nhất	Luật tổng	Luật nhân	Phương pháp đề xuất
Le+Fl	91,4	92,0	95,4	95,8
Le+Br	79,8	81,0	84,6	84,8
Le+En	74,6	75,0	79,2	79,4
Le+Fr	84,0	84,4	87,6	87,6
Le+St	75,0	75,0	79,0	80,2
Fl+Br	85,0	86,0	90,2	91,2
Fl+En	79,2	79,8	83,4	84,6
Fl+Fr	89,4	90,0	94,4	94,2
Fl+St	82,4	82,8	85,6	87,0
Br+En	58,0	58,8	61,8	63,8
Br+Fr	75,4	75,6	82,6	81,6
Br+St	60,4	61,0	66,6	66,4
En+Fr	72,8	73,6	78,4	80,0
En+St	50,8	51,0	54,4	53,4
Fr+St	72,0	72,6	74,6	74,4
Le+Fl+Br	91,4	93,2	96,2	96,6
Le+Fl+En	91,4	92,4	96,0	96,2
Le+Fl+Fr	91,4	95,8	97,6	97,8
Le+Fl+St	91,4	92,2	94,8	94,8
Le+Br+En	79,8	81,8	87,0	88,0
Le+Br+Fr	79,8	90,4	93,2	93,6
Le+Br+St	79,8	83,4	87,0	87,2
Le+En+Fr	74,6	87,4	93,6	93,0
Le+En+St	74,6	80,2	81,4	84,6
Le+Fr+St	84,0	86,0	90,4	91,0
Fl+Br+En	85,0	85,0	91,2	92,2
Fl+Br+Fr	85,0	93,0	95,6	96,0
Fl+Br+St	85,0	86,2	91,4	91,8
Fl+En+Fr	79,2	91,0	93,6	94,8
Fl+En+St	79,2	83,4	88,6	89,2
Fl+Fr+St	89,4	91,0	93,2	93,8
Br+En+Fr	58,0	81,8	87,8	88,0
Br+En+St	58,0	67,4	74,6	75,2
En+Fr+St	72,8	78,2	82,4	83,6
Br+Fr+St	75,4	81,8	86,4	86,0
Le+Fl+Br+En	89,6	94,2	97,4	97,2
Le+Fl+Br+Fr	93,2	96,2	98,2	98,2
Le+Fl+Br+St	91,4	92,6	98,0	97,6
Le+Fl+En+Fr	92,6	96,0	98,2	98,4
Le+Fl+En+St	90,2	93,2	96,6	96,8
Le+Fl+Fr+St	93,0	95,8	97,8	97,8
Le+Br+En+Fr	86,2	90,8	95,6	95,6
Le+Br+En+St	80,4	84,8	90,6	90,8
Le+Br+Fr+St	87,0	90,4	94,4	94,4
Le+En+Fr+St	85,4	89,6	92,8	92,8
Fl+Br+En+Fr	88,4	93,8	96,8	96,8
Fl+Br+En+St	84,8	88,0	93,0	93,6
Fl+Br+Fr+St	90,8	92,4	95,0	96,0
Br+En+Fr+St	80,4	85,4	89,6	90,0
Fl+En+Fr+St	89,6	91,6	95,2	95,8
Le+Fl+Br+En+Fr	89,6	96,6	98,0	98,6
Le+Fl+Br+En+St	89,6	94,4	97,8	97,8
Le+Br+En+Fr+St	86,2	91,4	96,6	96,4
Fl+Br+En+Fr+St	88,4	94,2	96,8	97,4

Các bộ phận kết hợp	Luật lớn nhất	Luật tổng	Luật nhân	Phương pháp đề xuất
Le+Fl+Br+Fr+St	93,2	95,2	98,0	98,2
Le+Fl+En+Fr+St	92,6	96,6	98,2	98,2
Le+Fl+Br+En+Fr+St	92,6	96,2	98,8	98,8

Ngoài ra một số kết luận khác được rút ra từ bảng 3 như sau. Đầu tiên, càng nhiều bộ phận được kết hợp thì kết quả nhận dạng càng cao, điều này được chỉ rõ trong hình 2 với các kết quả nhận dạng cho số cặp bộ phận khi áp dụng phương pháp đề xuất. Ví dụ, sử dụng các ảnh hoa và lá đạt kết quả lần lượt là 82,2% và 75,0% tại hạng 1 cho dữ liệu kiểm thử. Khi thực hiện kết hợp hai bộ phận này theo phương pháp đề xuất đạt kết quả vượt trội là 95,8% cải thiện kết quả so với bộ phận hoa là 13,6% và bộ phận lá là 20,8%. Các kết quả kết hợp giữa các bộ phận thường được cải thiện nhiều khi kết hợp với bộ phận có kết quả nhận dạng cao trong nhận dạng đơn bộ phận hay bộ phận được gán trọng số cao, ví dụ như bộ phận hoa, lá. Các kết quả nhận dạng tiếp tục được cải thiện khi kết hợp nhiều bộ phận hơn nữa. Kết quả nhận dạng đạt được tốt nhất trên ba bộ phận, bốn bộ phận, năm bộ phận và tất cả các bộ phận lần lượt là 95,8%, 97,8%, 98,4%, 98,6%, 98,8%. Khi kết hợp càng nhiều bộ phận thì tốc độ cải thiện nhận dạng càng giảm.

Hình 2. Kết quả nhận dạng cây của phương pháp kết hợp đề xuất cho nhiều bộ phận



Hình 2. Kết quả nhận dạng cây của phương pháp kết hợp đề xuất cho nhiều bộ phận

Thứ hai, chúng ta có thể quan sát thấy rằng việc kết hợp nhiều bộ phận cho phép cải thiện cận dưới và cận trên của phạm vi độ chính xác. Độ chính xác khi sử dụng một bộ phận biến đổi trong phạm vi [37,6%-82,2%]. Phạm vi độ chính xác được xác định tăng lên khi kết

hợp hai, ba, bốn, năm và sáu bộ phận lần lượt là [53,4%-95,8%], [75,2%-97,8%], [90,0%-98,4%], [96,4%-98,6%] và 98,8%. Phương pháp đề xuất cho phép chúng ta có thể kết hợp các ảnh của các bộ phận một cây cần nhận dạng có kết quả cao. Cách tiếp cận này là linh hoạt, phù hợp với thực tế bởi vì một cây không phải luôn tồn tại sẵn tất cả các bộ phận của cây tại một thời điểm. Khi kết hợp luôn ưu tiên kết hợp các bộ phận có trọng số cao trước.

4. Kết luận

Một phương pháp kết hợp mới cho nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận cây được đề xuất thực hiện kết hợp giữa luật nhân và luật tổng có gán trọng số cho bộ phận. Các kết quả chỉ ra rằng phương pháp đề xuất là hiệu quả khi so sánh với các phương pháp lấy giá trị lớn nhất, lấy tổng và phương pháp nhân. Bài báo đã tiến hành 57 thực nghiệm cho các cặp bộ phận từ hai đến sáu bộ phận, từ đó đã phân tích và đưa ra một số gợi ý cho nhận dạng cây dựa trên nhiều ảnh bộ phận của cây.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1]. J. Wäldchen, and P. Mäder, "Plant species identification using computer vision techniques: A systematic literature review," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 25, no. 2, pp. 507-543, 2018.
- [2]. H. Goëau, P. Bonnet, and A. Joly "Lifeclef plant identification task 2015," in *CEUR-WS (Ed.), CLEF: Conference and Labs of the Evaluation forum*, vol. 1391 of CLEF2015 Working notes, Toulouse, France, 2015.
- [3]. H. Goëau, P. Bonnet, A. Joly, V. Bakic, D. Barthélémy, N. Boujemaa, and J. -F. Molino, "The imageclef 2013 plant identification task," in *CLEF: Conference and Labs of the Evaluation forum*, 2013.
- [4]. H. Goëau, A. Joly, P. Bonnet, S. Selmi, J.-F. Molino, D. Barthélémy, and N. Boujemaa, "Lifeclef plant identification task 2014," in *CLEF2014 Working Notes. Working Notes for CLEF 2014 Conference*, Sheffield, UK, September 15-18, 2014, pp. 598-615.
- [5]. H. Goëau, P. Bonnet, and A. Joly, "Plant identification in an open-world (lifeclef

- 2016),” *CLEF working notes 2016*, 2016, pp. 428-439.
- [6]. H. Goëau, P. Bonnet, and A. Joly, “Plant identification based on noisy web data: the amazing performance of deep learning (lifeclef 2017),” *CEUR Workshop Proceedings*, 2017.
- [7]. A. He, and X. Tian, “Multi-organ plant identification with multi-column deep convolutional neural networks”, in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) 2016*, 2016, pp. 002020-002025.
- [8]. J. Kittler, M. Hatef, R. P. Duin, and J. Matas, “On combining classifiers,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 20, no. 3, pp. 226-239, 1998.
- [9]. H. Nakayama, “Nlab-utokyo at imageclef 2013 plant identification task,” in: *CLEF (Working Notes)*, 2013.
- [10]. I. Mohamed, L. Diane, and P. Frédéric, “Plant species recognition using bag- of-word with svm classifier in the context of the lifeclef challenge”, *Working Notes of CLEF*, 2014.
- [11]. M. Rzanny, P. Mader, A. Deggelmann, M. Chen, and J. Waldchen, “Flowers, leaves or both? how to obtain suitable images for automated plant identification,” *Plant Methods*, vol. 15, no. 77, pp. 1-11, 2019.
- [12]. I. Dimitrovski, G. Madjarov, D. Koccev, and P. Lameski, “Maestra at lifeclef 2014 plant task: Plant identification using visual data,” in *CLEF (Working Notes)*, 2014, pp. 705-714.
- [13]. S. Choi, “Plant identification with deep convolutional neural network: Snumedinfo at lifeclef plant identification task 2015,” in *CLEF (Working Notes)*, 2015.
- [14]. G. Cerutti, L. Tougne, C. Sacca, T. Joliveau, P.-O. Mazagol, D. Coquin, and A. Vacavant, “Late information fusion for multi-modality plant species identification,” in *Working notes for Conference and Labs of the Evaluation Forum*, 2013.
- [15]. H. Zhu, X. Huang, S. Zhang, and P. C. Yuen, “Plant identification via multipath sparse coding,” *Multimedia Tools and Applications* vol. 76, no. 3, pp. 4599-4615, 2017.
- [16]. S. H. Lee, Y. L. Chang, and C. S. Chan, “Lifeclef 2017 plant identification challenge: Classifying plants using generic-organ correlation features,” *Working Notes of CLEF*, 2017.
- [17]. A. Jain, K. Nandakumar, and A. Ross, “Score normalization in multimodal biometric systems,” *Pattern recognition*, vol. 38, no. 12, pp. 2270-2285, 2005.
- [18]. Ghazi, M. Mehdipour, B. Yanikoglu, and E. Aptoula, “Plant Identification Using Deep Neural Networks via Optimization of Transfer Learning arameters,” *Neurocomputing*, vol. 235, pp. 228-235, 2017.
- [19]. C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, and A. Rabinovich, “Going deeper with convolutions,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015, pp. 1-9.