

ỨNG DỤNG PHÂN LỚP ẢNH CHỤP LÁ CÂY BẰNG PHƯƠNG PHÁP MÁY VECTOR HỖ TRỢ

Phan Thị Thu Hồng*, Đoàn Thị Thu Hà, Nguyễn Thị Thủy

Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Nông nghiệp Hà Nội

Email : hongptvn@gmail.com*

Ngày gửi bài: 21.08.2013

Ngày chấp nhận: 29.10.2013

TÓM TẮT

Thị giác máy tính là một lĩnh vực đã và đang được ứng dụng rộng khắp trong nhiều mặt của cuộc sống, là kĩ thuật liên quan đến việc nhận dạng và phân biệt đối tượng trong thực tế thông qua ảnh chụp của chúng. Kĩ thuật này ngày càng được áp dụng rộng rãi vào nhiều lĩnh vực của nông nghiệp như tự động hóa, nông nghiệp chính xác, phân loại nông sản, nhận dạng (loài cây, cỏ dại, trái cây...). Bài báo này nghiên cứu việc ứng dụng kĩ thuật thị giác máy tính vào bài toán phân lớp lá cây thông qua ảnh chụp sử dụng phương pháp phân lớp SVM (Support Vector Machine) hướng tới xây dựng ứng dụng nhận dạng loài cây dựa vào ảnh chụp của lá hoặc phát hiện bệnh cây dựa vào các biểu hiện trên lá cây. Kết quả thực nghiệm với độ chính xác phân loại trên 98% cho thấy sự thành công của việc áp dụng phương pháp SVM vào việc phân loại ảnh chụp lá cây, đồng thời cho thấy khả năng xây dựng những ứng dụng thực tiễn có hiệu quả từ cách tiếp cận này.

Từ khóa: Nhận dạng loài cây, máy vector hỗ trợ, phân lớp ảnh chụp lá cây, phân lớp dữ liệu.

Leaf Image Classification Using Support Vector Machine

ABSTRACT

Computer vision is an inter-discipline research field, which has many real life applications. One of the important tasks is to identify and classify objects from their digital images. Computer vision has been applied successfully in many fields of agriculture such as agricultural automation, precision agriculture, classification of agricultural products and identification (trees, weeds, fruits etc). This paper presents the application of the computer vision technique to leaf image classification by using Support Vector Machine (SVM). The experimental results with classification accuracy of 98% showed the success of using SVM to classify leaf images. This also showed that the approach can be employed for other practical applications effectively.

Keywords: Computer vision, image classification, leaf recognition, support vector machine.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Phương pháp và kết quả trình bày trong nghiên cứu này hướng tới việc xây dựng ứng dụng nhận dạng loài cây dựa vào ảnh chụp của lá hoặc phát hiện bệnh cây dựa vào các biểu hiện của lá cây thông qua ảnh chụp của chúng. Cụ thể, bước đầu tiên của ứng dụng này là hệ thống cần phân biệt được ảnh chụp có phải là lá cây hay một đối tượng nào khác. Kĩ thuật xử lý ảnh và thị giác máy tính được áp dụng để thực hiện việc phân biệt này. Thị giác máy tính là sử dụng các thiết bị điện tử (camera, sensor,...) thu nhận ảnh từ thực tế, sau đó sử dụng máy tính

tự động phân tích hình ảnh, qua đó nhận biết các đối tượng, miêu tả cảnh vật hoặc tiến hành điều khiển hoạt động hệ thống (Lê Vũ Quân và cs., 2010). Kĩ thuật này được nghiên cứu và ứng dụng rộng rãi vào nhiều lĩnh vực trong nông nghiệp. Trong chọn giống cây nông nghiệp, thực tiễn chứng minh, áp dụng kĩ thuật thị giác máy tính thông qua lựa chọn thông số đặc trưng ngoại hình để tiến hành phân loại và kiểm tra chất lượng hạt giống đạt kết quả cao. Zayas et al. (1985, 1986, 1989) sử dụng hệ thống thị giác máy tính từ hình ảnh của lúa mì lấy ra thông số đặc trưng hình thái học (độ dài, độ rộng, sự định hướng và chu vi...). Ứng dụng đặc trưng này

phân biệt giống lúa mì và thành phần không phải lúa mì. Trong quá trình sinh trưởng của cây trồng, việc phát hiện kịp thời tình hình phá hoại của sâu bệnh và cỏ dại đối với sản lượng cây trồng là rất quan trọng. Robert et al. (1998a, 1998b) đã nghiên cứu để ứng dụng thị giác máy tính trong nghiên cứu phân biệt cỏ dại và cây trồng khi dùng hệ thống máy phun thuốc trừ cỏ dại. Alberto Tellaache et al. (2008) cũng sử dụng kĩ thuật này tự động phát hiện và phân biệt cỏ dại với cây ngô để từ đó điều chỉnh lượng thuốc diệt cỏ được sử dụng phù hợp cho máy phun thuốc tự động. Từ giữa thập kỉ 80 của thế kỷ XX, thị giác máy tính được ứng dụng trong tự động hóa thu hoạch nông sản phẩm. Năm 1996, Zhang and Takahashi thông qua mô hình phân biệt thực hiện kiểm tra đo lường định vị quả táo, tiến tới có thể tự động hái táo. Nhóm đã tính toán để phân biệt quả táo từ hình ảnh ban đầu của cây táo và tìm ra vị trí của quả táo. Một nghiên cứu tương tự cũng được tiến hành bởi Jun Zhao et al. (2005). Nghiên cứu này thực hiện định vị quả táo trong một ảnh chụp, việc này được thực hiện trên cơ sở phát hiện biên dựa vào kết cấu ảnh kết hợp với giới hạn màu đỏ và ngưỡng vùng ảnh chỉ định. Một số ứng dụng khác cũng sử dụng kĩ thuật thị giác máy tính như nhận dạng loài hoa (Nilsback and Zisserman, 2008), xác định loài cây (Berrinet et al., 2012), nhận dạng loài cây thông qua ảnh chụp lá cây (Neeraj et al., 2012).

Với mục đích nâng cao hiểu biết và ý thức của mọi người trong việc bảo tồn sự đa dạng sinh học hoặc hỗ trợ cho người sử dụng có thể biết và khắc phục bệnh cho cây, nhóm nghiên cứu đang phát triển một ứng dụng nhận dạng loài cây dựa vào ảnh chụp của lá hoặc phát hiện bệnh cây dựa vào các biểu hiện của lá cây thông qua ảnh chụp của chúng. Nếu không có những công cụ nhận dạng tự động, để nhận dạng một loài cây hoặc phát hiện một loại bệnh cây chúng ta sẽ phải tự tìm hiểu, tra cứu từ nhiều nguồn tài liệu, dữ liệu. Để có được kết quả của việc phân loại cây hoặc phát hiện bệnh cây đôi khi mất nhiều thời gian. Việc nhận dạng một loài cây hoặc một loại bệnh cây lúc này được thực hiện bằng cách phải trả lời rất nhiều các câu hỏi

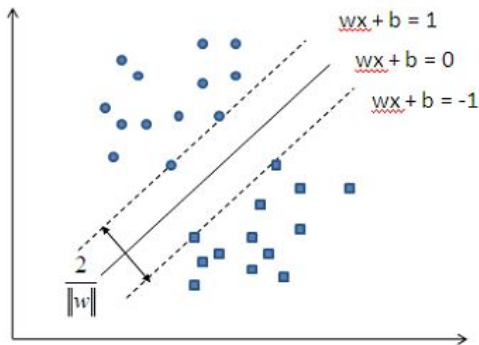
không rõ ràng như “Những chiếc lá này có mỏng và phẳng không?” hay “Đây có phải là biểu hiện của bệnh vàng lùn hay bệnh vàng lùn xoắn lá lúa không?” v.v. Để thực hiện được việc này sẽ mất thời gian từ vài phút tới vài giờ, thậm chí nhiều hơn. Điều này là rất khó đối với ngay cả chuyên gia chứ chưa nói đến những người không có chuyên môn về lĩnh vực này.

Hệ thống nhận dạng lá cây hoặc phát hiện bệnh cây sẽ được thực hiện qua một số bước. Bước đầu tiên: phân lớp ảnh, xác định xem ảnh có chứa một lá hợp lệ hay không, để quyết định xem nó có khả dụng trong quá trình xử lý tiếp theo hay không? Bước thứ hai: thực hiện phân vùng ảnh để thu được ảnh nhị phân và tách lá ra khỏi nền. Bước thứ ba: trích chọn những đặc trưng của lá từ ảnh chụp. Bước cuối cùng so sánh những đặc trưng vừa được trích chọn với những ảnh từ ảnh lá trong cơ sở dữ liệu đã được gán nhãn và trả lại các loài cây (hoặc loại bệnh cây) với sự tương đồng gần nhất. Kĩ thuật thị giác máy tính và xử lý ảnh được áp dụng để xây dựng hệ thống này. Trong lĩnh vực thị giác máy tính có thể sử dụng nhiều phương pháp phân lớp dữ liệu như Naïve Bayes (Alberto Tellaache et al., 2008), cây quyết định (decision tree) [John et al. (1996), mạng neuron (Liao et al. (1994), máy vector hỗ trợ SVM [Neeraj Kumar et al. (2012)... Trong những năm gần đây, phương pháp phân loại máy vector hỗ trợ (SVM) được quan tâm và sử dụng nhiều trong những lĩnh vực nhận dạng và phân loại. SVM là một họ các phương pháp phân loại dựa trên cơ sở các hàm nhân (kernel) để tối thiểu hóa rủi ro ước lượng. Phương pháp SVM ra đời từ lý thuyết học thống kê do Vapnik và Chervonenkis xây dựng (Vapnik and Chervonenkis, 1974), Vapnik (1999) và có nhiều tiềm năng phát triển về mặt lý thuyết cũng như ứng dụng trong thực tiễn. Các thử nghiệm thực tế cho thấy, phương pháp SVM có khả năng phân loại khá tốt đối với nhiều ứng dụng khác nhau như bài toán phân loại văn bản, nhận dạng chữ viết tay, phát hiện mặt người trong các ảnh, ước lượng hồi quy... So sánh với các phương pháp phân loại khác, khả năng phân loại của SVM là tốt hơn đáng kể [Boser et al. (1992), Burges et al. (1998), Dumais et al. (1998), Joachims (1997), Yang and

Pedersen (1997), Gorgevik and Cakmakov (2004), Cakmakov and Gorgevik (2005). Chính vì vậy trong phạm vi nghiên cứu của bài báo này, chúng tôi đã lựa chọn phương pháp phân lớp SVM để xây dựng mô hình phân lớp ảnh chụp lá cây, đồng thời tiến hành cài đặt thử nghiệm trên tập dữ liệu của Leafsnap và dữ liệu tự thu thập. Phần còn lại của bài báo có cấu trúc như sau: Phần 2 giới thiệu về phương pháp SVM. Phần tiếp theo đề cập đến mô hình nhận dạng lá cây thông qua ảnh chụp của chúng. Phần 4 trình bày một số kết quả thực nghiệm. Những thực nghiệm này nhằm kiểm chứng khả năng phân loại của SVM đối với ảnh chụp lá cây, đồng thời xác định các tham số của SVM thích hợp cho việc phân lớp xác định trong bài toán phân loại ảnh chụp lá cây. Phần cuối cùng là kết luận và hướng phát triển.

2. PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP DỮ LIỆU MÁY VECTOR HỖ TRỢ SVM

SVM là một giải thuật máy học dựa trên lý thuyết học thống kê do Vapnik and Chervonenkis (1974), Vapnik (1999) xây dựng. Bài toán cơ bản của SVM là bài toán phân loại hai lớp: Cho trước r điểm trong không gian n chiều (mỗi điểm thuộc vào một lớp kí hiệu là $+1$ hoặc -1), mục đích của giải thuật SVM là tìm một siêu phẳng (hyperplane) phân hoạch tối ưu cho phép chia các điểm này thành hai phần sao cho các điểm cùng một lớp nằm về một phía với siêu phẳng này. Hình 1 cho một minh họa phân lớp với SVM trong mặt phẳng.



Hình 1. Ví dụ siêu phẳng với lề cực đại trong không gian R^2

Xét tập r mẫu huấn luyện $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_r, y_r)\}$. Trong đó x_i là một vector đầu vào được biểu diễn trong không gian $X \subseteq R^n$, y_i là một nhãn lớp; $y_i \in \{1, -1\}$. Siêu phẳng tối ưu phân tập dữ liệu này thành hai lớp là siêu phẳng có thể tách rời dữ liệu thành hai lớp riêng biệt với lề (margin) lớn nhất. Tức là, cần tìm siêu phẳng $H_0: y = w \cdot x + b = 0$ và hai siêu phẳng H_+, H_- hỗ trợ song song với H_0 và có cùng khoảng cách đến H_0 . Với điều kiện không có phần tử nào của tập mẫu nằm giữa H_+ và H_- , khi đó:

$$H_+: w \cdot x + b \geq +1 \text{ với } y = +1$$

$$H_-: w \cdot x + b \leq -1 \text{ với } y = -1$$

Kết hợp hai điều kiện trên, có $y(w \cdot x + b) \geq 1$.

Khoảng cách của siêu phẳng H_+ và H_- đến H_0 là $\frac{1}{\|w\|}$. Cần tìm siêu phẳng H_0 với lề lớn nhất,

là giải bài toán tối ưu tìm w và b sao cho: $\frac{2}{\|w\|}$

đạt cực đại với ràng buộc $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$.

Tương đương với bài toán cực tiểu hóa: $\frac{w \cdot w}{2}$ với

điều kiện: $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1$, mọi $i=1 \dots r$. Lời giải cho bài toán tối ưu này là cực tiểu hóa hàm Lagrange:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w \cdot w\| - \sum_{i=1}^r \alpha_i [y_i (\|w \cdot x_i\| + b) - 1]$$

Trong đó, α là các hệ số Lagrange, $\alpha \geq 0$.

Lời giải tìm siêu phẳng tối ưu trên có thể mở rộng trong trường hợp dữ liệu không thể tách rời tuyến tính (Letsche and Berry, 2001) bằng cách ánh xạ dữ liệu vào một không gian có số chiều lớn hơn bằng cách sử dụng một hàm nhân K (kernel). Một số hàm nhân thường dùng như:

- Hàm tuyến tính có dạng $K(x, y) = x \cdot y$
- Hàm đa thức có dạng $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$
- Hàm RBF (Radial Basis Function) có dạng

$$K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$$

Với khả năng vượt trội của SVM về tính hiệu quả, độ chính xác, khả năng xử lý các bộ dữ liệu một cách linh hoạt, việc sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM đã và đang là sự lựa chọn tối ưu

nhất trong việc giải quyết các bài toán phân loại/dự báo trong một số các ngành khoa học. Bài viết này áp dụng phương pháp phân lớp sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM cho bài toán phân loại ảnh chụp lá cây.

3. MÔ HÌNH PHÂN LỚP ẢNH CHỤP LÁ CÂY

Phần này sẽ trình bày mô hình nhận dạng để phân biệt ảnh chụp có phải là lá cây hay không. Trong các hệ thống nhận dạng loài cây hoặc phát hiện/nhận dạng bệnh cây, khâu đầu tiên là xác định xem ảnh đưa vào có chứa lá cây hay không trước khi chuyển tiếp sang giai đoạn nhận dạng lá của cây gì hoặc lá đó bị bệnh gì. Khâu này quan trọng vì nó ảnh hưởng đến độ chính xác nhận dạng của toàn hệ thống. Sử dụng phương pháp SVM như đã trình bày ở trên để thực hiện bài toán này. Quá trình phân lớp được thực hiện theo hai bước:

Bước 1: Huấn luyện mô hình phân lớp dữ liệu

Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình huấn luyện (lựa chọn tập hợp các ảnh chụp lá cây thích hợp; một ảnh đạt yêu cầu là ảnh có chứa lá xác định và nền ảnh màu trắng hoặc đen hoàn toàn hoặc một màu nền đồng nhất làm nổi bật lá). Tập dữ liệu được trích chọn đặc trưng và đưa vào máy huấn luyện phân lớp SVM. Sau khi kết thúc quá trình huấn luyện, hệ thống sẽ lưu lại giá trị các tham số này (các tham số quyết định phân lớp - mô hình sau khi huấn luyện) để phục vụ cho

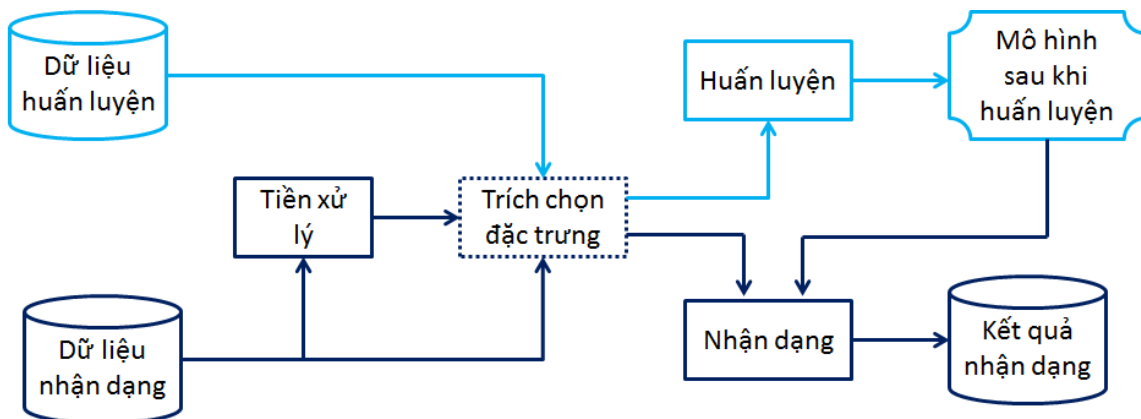
quá trình nhận dạng sau này. Quá trình huấn luyện dữ liệu nhanh hay chậm phụ thuộc vào số lượng mẫu dữ liệu tham gia huấn luyện, thuật toán chọn để huấn luyện dữ liệu. Trong bài viết này, lựa chọn thuật toán phân lớp SVM.

Bước 2: Phân lớp dữ liệu-thử nghiệm mô hình.

Sau khi đã xây dựng xong mô hình huấn luyện dữ liệu (bước 1): tiến hành phân lớp với một mẫu dữ liệu mới x . Dữ liệu x (có thể được thực hiện tiền xử lý hoặc không tùy thuộc vào người dùng ứng dụng quyết định) được trích chọn đặc trưng, sau đó sẽ được đưa vào tính toán thông qua các tham số của hàm quyết định (các tham số của mô hình huấn luyện) để xác định lớp của mẫu dữ liệu x (Hình 2). Bước phân lớp dữ liệu này gồm nhiều giai đoạn:

3.1. Giai đoạn tiền xử lý

Vì ảnh đầu vào (dữ liệu nhận dạng/ phân lớp) có thể là ảnh chứa lá hợp lệ, có thể là ảnh không phải là lá cây, ảnh lá cây có chứa nhiều (ánh sáng, màu nền không thích hợp, ảnh chứa những chi tiết không thuộc lá...) nên dữ liệu này có thể được tiến hành tiền xử lý trước khi nhận dạng (quyết định tiền xử lý phụ thuộc vào người sử dụng ứng dụng). Ở giai đoạn này, áp dụng thuật toán region growing [Shilpa and Krishna (2011)] và sử dụng regiongrowing.m để thực hiện tách ảnh ra khỏi nền trong phần thực nghiệm.



Hình 2. Mô hình phân lớp ảnh chụp có phải là lá cây

3.2. Giai đoạn trích chọn đặc trưng

Để thực hiện quá trình phân lớp, bước trích chọn đặc trưng ảnh có vai trò rất quan trọng. Đặc trưng ảnh ở đây chính là đặc trưng nội dung ảnh, là phân tích nội dung thực sự của các bức ảnh. Nội dung ảnh được thể hiện bằng màu sắc, hình dạng, kết cấu (texture), các đặc trưng cục bộ (local features)... hay bất cứ thông tin nào có từ chính nội dung ảnh. Bài báo này sử dụng phương pháp trích chọn đặc trưng toàn cục Gist [Oliva and Torralba (2001)] và Gist descriptor [Douze et al. (2009)] được sử dụng để trích chọn đặc trưng Gist cho ảnh. Đặc trưng Gist sử dụng bộ lọc Gabor với kích thước là 32 (gồm 4 thang chia và 8 hướng). Bộ lọc Gabor được tính toán trước và lưu lại. Ảnh được chia ra thành 16 cửa sổ, trong mỗi cửa sổ bộ lọc được áp dụng để tính vector đặc trưng. Do vậy, sẽ có tổng số là $32 \times 16 = 512$ đặc trưng trong vector đặc trưng để biểu diễn một ảnh.

3.3. Chọn thuật toán huấn luyện và phân lớp dữ liệu

Sau khi hoàn thành giai đoạn trích chọn đặc trưng ảnh, tiếp theo là chọn thuật toán huấn luyện và phân lớp dữ liệu ảnh. Trong phần cài đặt thực nghiệm, lựa chọn thuật toán huấn luyện và nhận dạng dữ liệu SVM [Cortes and Vapnik (1995)]. Để phát triển ứng dụng nhận dạng ảnh chụp lá cây sử dụng thư viện mã nguồn mở LibSVM (Chang and Lin (2011)). Với thư viện LIBSVM thực hiện *huấn luyện dữ liệu (training) sử dụng lệnh svmtrain*

```
model = svmtrain(training_label_vector,
training_instance_matrix, 'libsvm_options');
```

Trong đó libsvm_options có các lựa chọn:

- s svm_type: thiết lập kiểu của SVM (mặc định là 0-C-SVC (multi-class classification));
- t kernel_type: thiết lập kiểu cho hàm (mặc định là 2-RBF);
- c cost: thiết lập tham số C của C-SVC, epsilon-SVR, và nu-SVR (mặc định là 1);
- g gamma: thiết lập giá trị gama cho hàm nhân (mặc định là 1/số thuộc tính).

Và để thực hiện *phân lớp dữ liệu sử dụng lệnh svmpredict*

```
[predicted_label, accuracy,
decision_values/prob_estimates] =
svmpredict(testing_label_vector,
testing_instance_matrix, model,
'libsvm_options');
```

Trong đó:

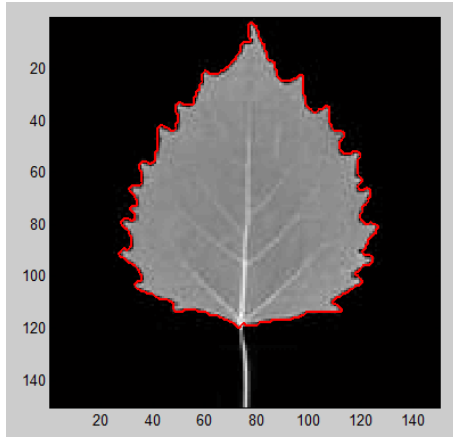
model là cấu trúc mô hình của svmtrain
libsvm_options với:

- bước_lượng_xác_suất: dự đoán ước tính xác suất ra 0 hoặc 1 (mặc định là 0);
- q: cách thức tính (không đầu ra);
- predicted_label: vector dự đoán đầu ra;
- accuracy: vector với độ chính xác, tổng bình phương lỗi, hệ số tương quan bình phương;
- prob_estimates: nếu được chọn thì có vector ước lượng xác suất.

4. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Sử dụng Matlab để cài đặt ứng dụng và thực nghiệm trên tập dữ liệu thu thập từ trang web của hệ thống Leafsnap [http://leafsnap.com/species/], từ công cụ tra cứu ảnh của google và các ảnh tự chụp. Dữ liệu ảnh được thu thập bao gồm ảnh các loại ảnh lá cây, ảnh không phải là lá cây, ảnh lá cây có chứa nhiều (ảnh sáng, màu nền không thích hợp, ảnh chứa những chi tiết không thuộc lá...). Các ảnh lá cây phù hợp là 814 ảnh, không phù hợp là 343 ảnh, tổng số lấy 744 mẫu ảnh lá phù hợp, 301 mẫu ảnh lá không phù hợp cho tập huấn luyện. Đối với tập mẫu để kiểm tra, chọn ngẫu nhiên 150 ảnh (Hình 5), trong đó có 100 ảnh lá phù hợp, 50 ảnh lá không phù hợp từ 1157 ảnh ban đầu. Chương trình ứng dụng cho phép đưa một ảnh bất kỳ vào, cho phép người dùng tùy chọn bước tiền xử lý ảnh đầu vào hay thực hiện kiểm tra trực tiếp ảnh và cho ra kết quả phân lớp của hệ thống, ảnh đó có phải là lá hợp lệ hay không, có đạt yêu cầu cho các bước nhận dạng tiếp theo hay không. Giao diện của ứng dụng được thiết kế trực tiếp trên GUI của matlab (Hình 4).

Ứng dụng phân lớp ảnh chụp lá cây bằng phương pháp máy vector hỗ trợ



Hình 3. Giai đoạn tiền xử lý (tách ảnh ra khỏi nền)



Hình 4. Giao diện chương trình



Hình 5. Tập dữ liệu chọn để kiểm tra ứng dụng

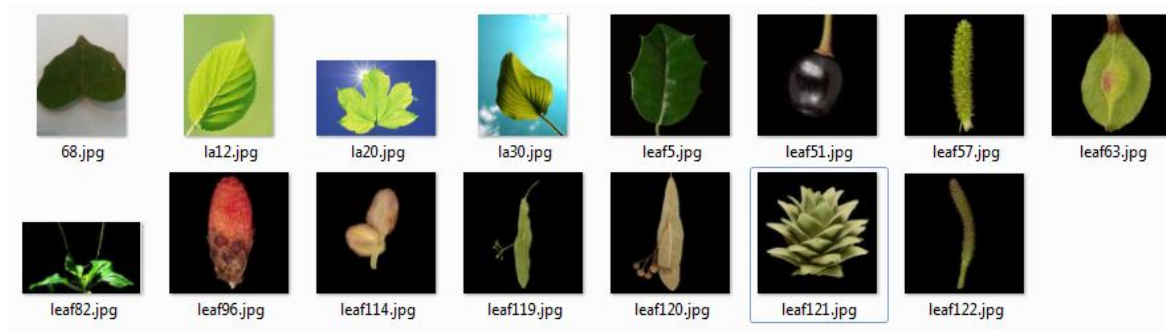
Độ chính xác của mô hình phân lớp được tính bằng tỷ số giữa số mẫu được phân lớp đúng trên tổng số mẫu của tập tài liệu kiểm thử. Phương pháp phân lớp sử dụng máy vectơ hỗ trợ SVM là phương pháp dựa trên việc cực đại hóa dải biên phân lớp (max margin classification) và việc lựa chọn các hàm nhân (kernel) phù hợp. Vì vậy, đưa vào hai tham số là t - thuộc tính hàm nhân (chọn $t=0,2$) và tham số c - thuộc tính mức

lệ tối ưu trong hàm svmtrain để so sánh độ chính xác của mô hình. Đối với tham số $t=2$ tương ứng với hàm nhân là hàm RBF, nên cần cung cấp thêm giá trị của C và Γ . Trong phần thử nghiệm này, áp dụng thuật toán trong công cụ *grig.py* của bộ thư viện LibSVM để tìm giá trị tối ưu cho tham số C và Γ . Các tham số tối ưu được tìm trong số 110 bộ giá trị (C, Γ) thử nghiệm (với $C = 2^{-5}, 2^{-3}, 2^{-1} \dots$,

$2^{11}, 2^{13}, 2^{15}$; $\text{Gamma} = 2^{-15}, 2^{-13}, 2^{-11}, \dots, 2^1, 2^3$). Sau khi đã chọn được các tham số C và Gamma tối ưu, bộ phân loại SVM sẽ thực hiện phân loại trên tập tài liệu kiểm thử, và độ chính xác tính được trong trường hợp này là 98,67% ($C=2$ và $\text{Gamma}=8$). Kết quả thực nghiệm trên cùng bộ dữ liệu với hàm nhân tuyến tính ($C=2$) cho kết quả là 90%. Ảnh bị phân lớp sai được chỉ ra trong hình 6 và hình 7.



Hình 6. Ảnh bị phân lớp sai trong trường hợp hàm nhân RBF, $C=2$ và $\text{Gamma}=8$



Hình 7. Ảnh bị phân lớp sai trong trường hợp hàm nhân tuyến tính và $C=2$

Quá trình chọn các tham số phù hợp cho hàm huấn luyện svmtrain được thực hiện qua thực nghiệm, và đánh giá kết quả phân lớp chính xác của mô hình. Đối với các tham số lựa chọn trong trường hợp một ($t=2, C=2, \text{Gamma}=8$) cho kết quả chính xác cao nhất. Một số ảnh bị phân lớp sai do hình dạng của một số lá có cấu trúc đặc biệt, dễ gây nhầm lẫn trong quá trình phân lớp. Các yếu tố về điều kiện ánh sáng cũng ảnh hưởng tới quá trình phân lớp.

5. KẾT LUẬN

Bài viết này đã trình bày phương pháp phân lớp dữ liệu SVM, xây dựng một mô hình phân lớp ảnh chụp lá cây từ đó cài đặt ứng dụng phân lớp ảnh chụp lá cây dựa trên phương pháp máy vector hỗ trợ SVM. Bước đầu ứng dụng đã phân biệt được một ảnh có chứa lá hay không, xác định được cả những ảnh chứa nhiều không thích hợp cho các bước trong quá trình nhận dạng tiếp theo với độ chính xác tương đối cao (với trường hợp chọn hàm nhân phù hợp). Một ứng dụng hoàn thiện nhận dạng loài cây dựa

vào ảnh chụp của lá hoặc phát hiện bệnh cây dựa vào các biểu hiện trên lá cây thông qua ảnh chụp lá cây là bước tiếp theo để phát triển ứng dụng phân lớp trên.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Alberto Tellaecha, Xavier P. Burgos-Artizzub, Gonzalo Pajaresa, Angela Ribeiro (2008). A vision-based method for weeds identification through the Bayesian decision theory. *Pattern Recognition* 41: 521-530.
- Berrin YaniKoglu, Erchan Aptoula, and Caglar Tirkaz (2012). Sabanci-Okan System at ImageClef 2012: Combining Features and Classifiers for Plant Identification.
- Boser B., Guyon I., Vapnik V. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers, *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory (ACM)*, pp 144-152.
- Burges C. (1998). A tutorial on Support Vector Machines for pattern recognition, *Proceedings of Int Conference on Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2): 121-167.
- Cakmakov D., Gorgevik D. (2005). "Handwritten Digit Recognition Using Classifier Cooperation Schemes",

- Proceedings of the 2nd Balkan Conference in Informatics, BCI 2005, pp. 23-30, Ohrid.
- Chang, C.C., Lin, C.J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology* 2, 27:1-27:27.
- Cortes, C., Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning* 20:273-297.
- Trần Cao Đê, Phạm Nguyên Khang (2012). Phân loại văn bản với máy học vector hỗ trợ và cây quyết định, *Tạp chí Khoa học* 2012:21a 52-63, trường Đại học Cần Thơ.
- Douze, M., Jegou, H., Sandhawalia, H., Amsaleg, L., Schmid, C. (2009). Evaluation of gist descriptors for web-scale image search. *In: International Conference on Image and Video Retrieval*.
- Dumais S., Platt J., Heckerman D., Sahami M. (1998). Inductive learning algorithms and representations for text categorization, *Proceedings of Conference on Information and Knowledge Management (CIKM)*, pp 148-155.
- Gorgevik D., Cakmakov D. (2004). An Efficient Three-Stage Classifier for Handwritten Digit Recognition, *Proceedings of 17 Int. Conference on Pattern Recognition, ICPR2004 th 4: 507-510*, IEEE Computer Society, Cambridge, UK.
- Joachims T. (1997). Text categorization with Support Vector Machines: Learning with many relevant features, *Technical Report 23, LS VIII*, University of Dortmund.
- John Shafer, Rakesh Agrawal, Manish Mehta (1996). SPRINT- A Scalable Parallel Classifier for Data mining. *In Preceedings of the 22nd International Conference on Very Large Database, India*.
- Jun Zhao, Joel Tow and Jayantha Katupitiya (2005): On-tree Fruit Recognition Using Texture Properties and Color Data. *In International Conference on Robots and Systems*.
- Letsche T., Berry M. (2001). Large-scale Information Retrieval with Latent Semantic Analysis. *SIGIR 2001*, pp. 19-25.
- Lê Vũ Quân, Trịnh Gia Cường, Châu Hồng Bình (2010). Ứng dụng kỹ thuật thị giác máy tính trong nông nghiệp. *Tạp chí khoa học và phát triển* 8(2): 327-334.
- Liao K., Paulsen M. R., Reid J. F., et al. (1994). Corn kernel breakage classification by machine vision using a neural network classifier. *Transactions of the ASAE*. 36(6): 1949-1953.
- Neeraj Kumar, Peter N. Belhumeur, Arijit Biswas, David W. Jacobs, W. John Kress, Ida C. Lopez, João V. B. Soares (2012). Leafsnap: A Computer Vision System for Automatic Plant Species Identification. *12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, October 7-13, Proceedings, Part II*, p 502-516.
- Nilsback, M., Zisserman, A. (2008): Automated flower classification over a large number of classes. *In: Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*.
- Oliva, A., Torralba, A. (2001): Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope. *IJCV* 42: 145-175.
- Robert E. Blackshaw, Louis J. Molnar and C. Wayne Lindwall (1998a). Merits of a Weed-Sensing Sprayer to Control Weeds in Conservation Fallow and Cropping Systems. *Weed Science*, 46(1): 120-126.
- Robert E. Blackshaw, Louis J. Molnar, Duane F. Chevalier and C. Wayne Lindwall (1998b). Factors Affecting the Operation of the Weed-Sensing Detectspray System. *Weed Science*, 46(1): 127-131.
- Shilpa Kamdi, R.K.Krishna (2011). Image Segmentation and Region Growing Algorithm. *In International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering (IJCTEE) ISSN 2249-6343*, 2(1).
- Vapnik V. N., Chervonenkis A. YA. (1974). *Teoria Raspoznavaniya Obrazov*, Nauka.
- Vapnik V. (1999). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, 2nd edition.
- Yang Y., Pedersen J. (1997). A comparative study on feature selection in text categorization, *Proceedings of the 14th International Conference on Machine Learning (ICML)*, pp 412-420, Morgan & Kaufmann.
- Zayas I, Pomeranz L Y, Lai F S. (1985). Discrimination between Arthur and Arkan wheats by image analysis. *Cereal Chemistry* 62(2): 478-480.
- Zayas I, Lai F S, Pomeranz L Y. (1986). Discrimination between wheat classes and varieties by image analysis. *Cereal Chemistry*, 63(1): 52-56.
- Zayas I, Pomeranz L Y, L ai F S. (1989). Discrimination of wheat and non wheat components in grain samples by image analysis. *Cereal Chemistry*, 66(3): 233-237.
- Zhang Shuhai, Takahashi- T. (1996). Studies on automation of work in orchards (part1). Detection of apple by pattern recognition. *Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery* 58(1): 9-16.