

## ỨNG DỤNG PHÁT HIỆN BỆNH CỦA LỢN QUA ẢNH CHỤP BẰNG PHƯƠNG PHÁP TRÍCH CHỌN ĐẶC TRƯNG VÀ PHÂN LOẠI TỰ ĐỘNG

Đỗ Thị Nhâm\*, Lê Thị Nhung

*Khoa Công nghệ thông tin, Học viện Nông nghiệp Việt Nam*

*Email\*: dtnham@vnua.edu.vn*

Ngày gửi bài: 01.08.2015

Ngày chấp nhận: 05.06.2016

### TÓM TẮT

Ở Việt Nam, chăn nuôi lợn là ngành có vị trí hàng đầu trong lĩnh vực chăn nuôi. Tuy nhiên, ngành này vẫn luôn đối mặt với không ít khó khăn, thiệt hại do dịch bệnh gây ra. Vì thế việc phát hiện để có các biện pháp điều trị và phòng tránh dịch bệnh kịp thời là điều vô cùng cần thiết. Bài báo này đề xuất một mô hình giúp phát hiện bệnh của lợn qua ảnh chụp bằng sử dụng phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh kết hợp với phương pháp phân loại tự động. Trong mô hình này chúng tôi cũng sử dụng một vài phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh khác nhau nhằm đánh giá hiệu quả phân loại của mỗi phương pháp dựa trên tập dữ liệu thử nghiệm. Kết quả thử nghiệm của phương pháp trích chọn đặc trưng mà chúng tôi sử dụng cho phép phân loại với độ chính xác đến hơn 84%, điều đó cho thấy khả năng thành công cao khi áp dụng mô hình này trong thực tế.

Từ khoá: Phát hiện bệnh của lợn, phân loại tự động, trích chọn đặc trưng.

### Diagnosis of Swine Diseases by Image Feature Extraction Methods and Automatic Classification

#### ABSTRACT

In Viet Nam, the swine industry is ranked as leading position in animal husbandry. Due to disease problems, the swine industry often faces with a lot of difficulties and suffers great loss every year. Hence, the diagnosis of the diseases for treatment and prevention in time is extremely necessary. This paper proposes a model for diagnosis of swine diseases using image feature extraction methods and automatic classification. In this model, we also used some image feature extraction methods to evaluate the classification effectiveness of each method on test dataset. The experimental results of an image feature extraction method that we used with classification accuracy over 84% showed that our model can be employed effectively in practice.

Keywords: Automatic classification, diagnosis of swine diseases, image feature extraction.

#### 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Ở nước ta, ngành chăn nuôi, đặc biệt là chăn nuôi lợn đang là một ngành kinh tế quan trọng (Vũ Trọng Bình và cs., 2014), bởi truyền thống chăn nuôi lợn ở các hộ gia đình đã có từ lâu đời và đây cũng là một trong những nguồn cung cấp thực phẩm chủ yếu cho người dân cả nước. Có thể nói, việc đầu tư phát triển ngành chăn nuôi lợn là cần thiết, đáp ứng nhu cầu tiêu dùng của toàn xã hội, tạo công ăn việc làm và

tăng thêm thu nhập cho người nông dân, góp phần quan trọng trong việc thúc đẩy phát triển nền kinh tế nông nghiệp nói riêng và nền kinh tế Việt Nam nói chung.

Hiện nay, ngành chăn nuôi lợn đã và đang được phát triển theo hướng công nghiệp hiện đại, vừa mở rộng về quy mô, vừa áp dụng các tiến bộ khoa học kỹ thuật và các công nghệ mới, nhờ đó năng suất và chất lượng sản phẩm đầu ra tăng lên đáng kể. Tuy nhiên, ngành cũng phải đối mặt với không ít khó khăn, trong đó

đặc biệt phải kể đến những thiệt hại, rủi ro do dịch bệnh mang lại. Trong lịch sử ngành chăn nuôi lợn đã gặp phải rất nhiều dịch bệnh như: bệnh tai xanh, bệnh đóng dấu đỏ, bệnh lở mồm long móng, bệnh đậu mùa và nhiều dịch bệnh nguy hiểm khác. Những bệnh dịch này gây ảnh hưởng trực tiếp đến khả năng sinh sản, mức độ tăng trưởng và thậm chí là sự sinh tồn của lợn. Thêm vào đó, với hình thức chăn nuôi tập trung, dịch bệnh thường lây lan nhanh chóng, dễ bùng phát trên diện rộng và gây ra những tổn thất nghiêm trọng. Để phát hiện và điều trị kịp thời các dịch bệnh, đa số hộ chăn nuôi thường mời bác sĩ thú y, những người có kinh nghiệm đến tận nơi để kiểm tra, xem xét các triệu chứng, biểu hiện lâm sàng của bệnh và đưa ra phương pháp điều trị thích hợp. Hoặc trong nhiều trường hợp, họ có thể gửi ảnh chụp những biểu hiện ở lợn bệnh (biểu hiện bên ngoài như trên da, chân, móng; các bệnh tích trên nội tạng của lợn, ...) để được chuyên gia phân tích và chẩn đoán đúng bệnh. Tuy nhiên, những biện pháp xử lý này thường tốn nhiều thời gian và kinh phí cũng không hề nhỏ. Chính vì thế, bài toán được đặt ra và đang thu hút sự quan tâm của nhiều người: Phát hiện bệnh ở lợn qua các ảnh chụp để từ đó kịp thời đưa ra phương pháp điều trị thích hợp, giúp giảm thiểu thiệt hại do dịch bệnh gây ra.

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất mô hình ứng dụng giúp phát hiện bệnh của lợn qua ảnh chụp sử dụng phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh kết hợp với phân loại tự động.

## 2. VẬT LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP

Phần này sẽ trình bày về mô hình bài toán phát hiện bệnh của lợn qua ảnh chụp. Nhiệm vụ đặt ra của mô hình là xử lý tự động các thông tin trên ảnh chụp (các dấu hiệu bệnh tích trên da, móng, lưỡi,... của lợn) từ đó phát hiện ra các điểm tương tự của một loại bệnh nhằm đưa ra chẩn đoán bệnh chính xác. Cấu trúc của mô hình này gồm các bước như sau (Hình 1):

- Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình phân loại
- Trích chọn đặc trưng ảnh
- Phân loại ảnh

Sau đây là trình bày chi tiết, ý nghĩa, vai trò của từng bước trong hình 1.

### 2.1. Chuẩn bị dữ liệu cho quá trình phân loại

Để chuẩn bị dữ liệu cho quá trình thử nghiệm hệ thống, chúng tôi đã thu thập, lựa chọn ảnh chụp triệu chứng, biểu hiện của bệnh ở lợn như: biểu hiện ở da, tai, chân, móng, mồm, lưỡi,... Bộ ảnh thử nghiệm này được thu thập từ các trang trại chăn nuôi, nơi có các đàn lợn nhiễm bệnh, đồng thời tham khảo thêm tài liệu, sách báo chuyên ngành (Lertwilai *et al.*, 2010), (Phòng Vệ sinh gia súc Cục Chăn nuôi Bộ Nông - Lâm - Ngư nghiệp Nhật Bản, 2004) để có được các bức ảnh chân thực về biểu hiện bệnh của lợn. Trong bài báo này chúng tôi sử dụng 163 tấm ảnh về 5 loại bệnh thường gặp trên lợn, cụ thể: bệnh long móng lở mồm (54 ảnh), bệnh đóng dấu lợn (41 ảnh), bệnh lợn tai xanh (PRRS) (35 ảnh), bệnh ghẻ (15 ảnh), bệnh đậu mùa (18 ảnh).

### 2.2. Trích chọn đặc trưng ảnh

Để thực hiện quá trình phân loại, bước trích chọn đặc trưng ảnh có vai trò quan trọng. Đặc trưng ảnh ở đây chính là đặc trưng nội dung ảnh, là phân tích nội dung của các bức ảnh. Trong rất nhiều đặc trưng có thể trích chọn trên ảnh, chúng tôi lựa chọn sử dụng 3 loại đặc trưng điển hình: phân bố đặc trưng biên (Edge Histogram Descriptor), tương quan màu sắc (Color Correlograms), đặc trưng kết cấu Gabor, các đặc trưng này thể hiện được hầu hết đặc điểm của ảnh. Phương pháp tương quan màu sắc quan tâm đến màu sắc trên ảnh, phân bố đặc trưng biên quan tâm đến biên của đối tượng trên ảnh, đặc trưng kết cấu Gabor lại có thể phát hiện được các đường vân của ảnh (là các vết đỏ, nốt đỏ tròn, vuông, hoặc các nốt lở loét trên da, lưỡi, móng của lợn).

#### 2.2.1. Phân bố đặc trưng biên (Edge Histogram Descriptor)

Phân bố đặc trưng biên là một đặc trưng được định nghĩa trong chuẩn MPEG - 7 (Won *et al.*, 2002, 2004), (Chua *et al.*, 2009). Có 5 loại biên được định nghĩa: dọc, ngang, góc 45 độ, 135 độ, và

vô hướng được sử dụng để tính các phân bố đặc trưng biên. Phân bố đặc trưng biên được chia làm 4 loại: phân bố đặc trưng biên cục bộ, phân bố đặc trưng biên toàn cục, phân bố đặc trưng biên bán toàn cục, và phân bố đặc trưng biên được kết hợp từ ba loại trên.

- Cách tính phân bố đặc trưng biên cục bộ:

Chia ảnh thành 16 vùng (sub-image), với mỗi vùng của ảnh lại chia thành các khối (image-block) không tách rời nhau (Hình 3).

Với mỗi khối áp dụng bộ lọc định nghĩa trước cho 5 loại biên.

Tính phân bố theo kết quả 5 bộ lọc.

Từ đó ta thu được phân bố đặc trưng biên cục bộ có số chiều là 80 (16 × 5).

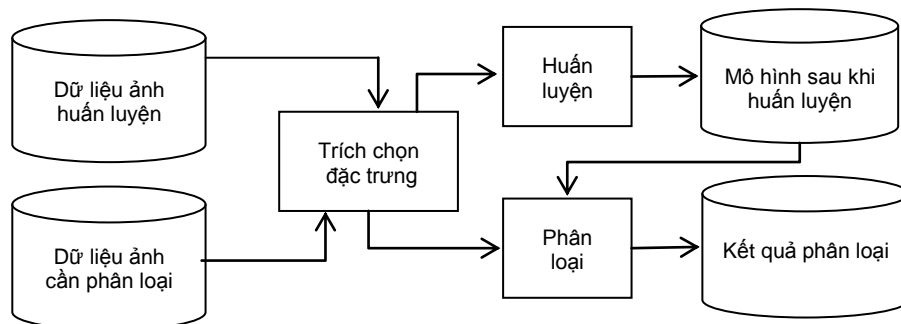
- Cách tính đặc trưng biên toàn cục:

Tính phân bố 5 biên đặc trưng cho toàn ảnh để thu được 1 phân bố với 5 chiều ứng với 5 loại biên.

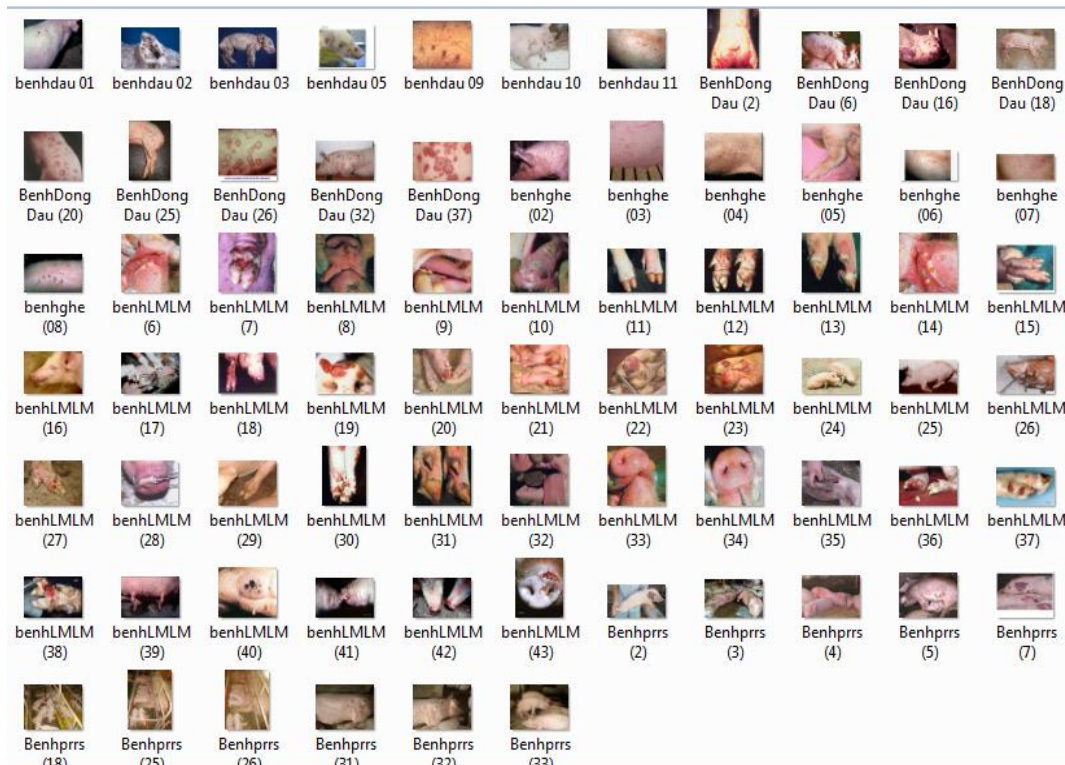
- Cách tính đặc trưng biên bán toàn cục:

Chia ảnh thành 13 cụm.

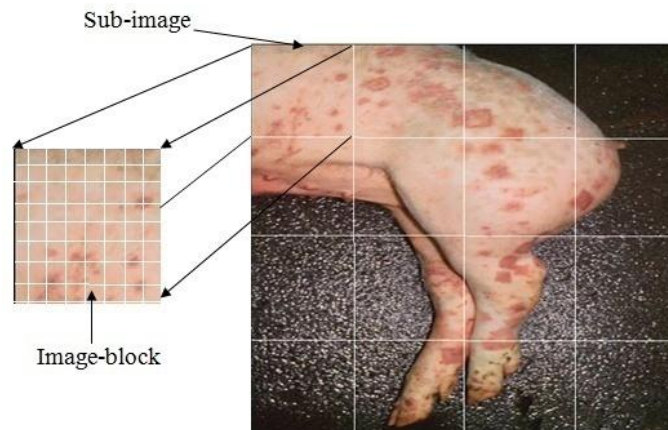
Tính phân bố 5 loại biên cho mỗi cụm trên ta sẽ có 1 phân bố với 65 (13 × 5) chiều.



Hình 1. Mô hình phát hiện bệnh của lợn qua ảnh chụp



Hình 2. Một số hình ảnh được lựa chọn làm dữ liệu thử nghiệm trong mô hình



**Hình 3. Ảnh được chia thành 16 vùng, mỗi vùng lại được chia thành nhiều khối**

- Phân bố đặc trưng biên được kết hợp từ ba loại trên là một phân bố với 150 chiều (80 chiều cục bộ + 5 chiều toàn cục + 65 chiều bán toàn cục).

### 2.2.2. Tương quan màu sắc (Color Correlograms)

Phương pháp tương quan màu sắc (Huang *et al.*, 1997), (Ogle *et al.*, 1995), (Chua *et al.*, 2009) có đặc tính nổi bật là không chỉ mô tả phân phối màu của các điểm ảnh mà còn thể hiện được mối quan hệ về không gian giữa các cặp màu theo khoảng cách.

Các bước của phương pháp này được tóm tắt như sau:

Ta đặt  $I$  là ảnh có kích thước  $n \times n$ , trong ảnh này có  $m$  màu ký hiệu là:  $c_1, c_2, \dots, c_m$

Với mỗi pixel  $p = (x, y)$  thuộc  $I$ , gọi  $I(p)$  là màu của pixel  $p$ .

$$|p_1 - p_2| = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$$

Với mỗi khoảng cách  $d \in [1, n]$  ta tính được phân bố tương quan màu sắc của ảnh  $I$  như sau:

$$\gamma_{c_i, c_j}^k(I) = \Pr_{p_1 \in I_{c_i}, p_2 \in I} [p_2 \in I_{c_j} \mid |p_1 - p_2| = k]$$

Với  $i, j \in [m], k \in [d]$ .

Với mỗi pixel có màu  $c_i$  trong ảnh  $I$ ,  $\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}$  là xác suất tìm thấy một pixel có màu  $c_j$  cách pixel ban đầu một khoảng cách bằng  $k$ .

Để giảm chi phí tính toán và số chiều của phân bố đặc trưng, ta cũng có thể chỉ tính tương quan cho các cặp màu giống nhau.

Tùy thuộc vào việc chọn số màu và số khoảng cách  $d$  ta sẽ có được các phân bố đặc trưng. Ở bài báo này, chúng tôi chọn 64 màu và khoảng cách  $d = \{1, 3, 5, 7\}$ , khi đó sẽ thu được phân bố đặc trưng với  $64 \times 4 = 256$  chiều.

### 2.2.3. Đặc trưng kết cấu Gabor

Trong xử lý ảnh, bộ lọc Gabor là một bộ lọc tuyến tính thường được sử dụng để phát hiện biên, phân vùng ảnh, phân tích đặc trưng ảnh, phân lớp ảnh (Manjunathi *et al.*, 1996; Ma *et al.*, 1995). Hàm sóng con Gabor trong miền không gian có dạng:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi jWx\right]$$

Với  $\sigma_x$  và  $\sigma_y$  là các độ lệch chuẩn của phân bố Gaussian theo hướng  $x$  và  $y$ .

Sau đó một tập các bộ lọc Gabor có thể thu được bởi các tỉ lệ và hướng quay thích hợp của  $g(x, y)$ :

$$g_{mn}(x, y) = a^{-m} g(x', y')$$

$$x' = a^{-m} (-x \cos \theta + y \sin \theta)$$

$$y' = a^{-m} (-x \sin \theta + y \cos \theta)$$

Trong đó:  $\theta = n\pi/K$ ,  $n = 0, 1, \dots, K-1$  và  $m = 0, 1, \dots, S-1$ ,  $K$  là số hướng quay,  $S$  là tỷ lệ co giãn.

Cách tính đặc trưng như sau:

Gọi ảnh là  $I(x,y)$ , biến đổi sóng Gabor của ảnh sẽ có dạng:

$$W_{mn}(x,y) = \int I(x,y) * g_{mn}(x-x_1, y-y_1) dx_1 dy_1$$

Các giá trị kỳ vọng và độ lệch chuẩn ở trên chính là các thành phần của vector đặc trưng cần tìm.

Chúng tôi sử dụng 4 tỷ lệ  $S = 4$  và 6 hướng quay  $K = 6$  thì thu được vector đặc trưng 48 chiều như dưới đây:

$$\bar{f} = [\mu_{00}\sigma_{00}\mu_{01}\dots\mu_{35}\sigma_{35}]$$

### 2.3. Phân loại ảnh

Sau khi hoàn thành giai đoạn trích chọn đặc trưng ảnh, bước tiếp theo là chọn thuật toán huấn luyện và phân loại dữ liệu ảnh. Trong bài báo này, chúng tôi lựa chọn phương pháp huấn luyện và phân loại dữ liệu SVM (Support Vector Machines) (Nguyễn Nhật Quang, 2012) bởi phương pháp này được coi là công cụ mạnh, phổ biến và đặc biệt thích hợp cho phân loại dữ liệu lớn và nhiều chiều. Chúng tôi sử dụng thư viện mã nguồn mở LibSVM (Chang and Lin, 2011).

Quá trình sử dụng LibSVM:

Để sử dụng LibSVM, cần chuẩn bị dữ liệu cho quá trình huấn luyện và thử nghiệm. Dữ liệu dùng để huấn luyện và thử nghiệm được lưu trong các tập tin sao cho mỗi hàng trong tập tin là một mẫu với các thông tin được trình bày theo dạng:

<label> <index1>: <value1> <index2>:  
<value2>...

Trong đó: <label> là một giá trị xác định nhãn của lớp, với bài toán phân loại nó là một số nguyên.

Mỗi cặp <index1>:<value1> tương ứng một đặc trưng, giá trị <index> là một số nguyên bắt đầu từ 1 và <value> là một số thực.

Sau khi chuẩn bị dữ liệu, quá trình sử dụng LibSVM bao gồm 2 bước:

*Bước 1:* Huấn luyện (training) dùng lệnh svmtrain:

Model = svmtrain(training\_label\_vector, training\_instance\_matrix, 'libsvm\_options');

Trong đó:

Model là tập tin chứa mô hình huấn luyện của SVM.

Training\_label\_vector là vector nhãn của tập dữ liệu dùng để huấn luyện.

Training\_instance\_matrix là ma trận chứa các đặc trưng của dữ liệu dùng để huấn luyện.

Libsvm\_option là tham số cho phép người dùng lựa chọn các công thức SVM khác nhau, các lớp hàm nhân khác nhau cùng với các thuộc tính cho hàm nhân.

*Bước 2:* Thử nghiệm mô hình (testing) dùng lệnh svmpredict:

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

Trong đó:

Model là dữ liệu đầu ra thu được từ bước 1.

Test\_label\_vector là vector nhãn của tập dữ liệu kiểm thử.

Test\_instance\_matrix là ma trận chứa các đặc trưng của dữ liệu kiểm thử.

Libsvm\_option là lựa chọn để dự đoán ước lượng xác suất.

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.

### 3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Mô hình ứng dụng phát hiện bệnh của lợn qua ảnh chụp được chúng tôi tiến hành xây dựng và cài đặt trên ngôn ngữ lập trình Matlab, sử dụng máy tính Intel Core i3, 2.1GHz, 2GB Ram. Ngoài ra chúng tôi cũng tích hợp vào chương trình thư viện mã nguồn mở LibSVM (Chang and Lin, 2011).

Trong giai đoạn trích chọn đặc trưng, bằng cách áp dụng 3 phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh đã đề cập ở trên chúng tôi thu được các vectơ đặc trưng cho các ảnh thử nghiệm. Với mỗi phương pháp trích chọn đặc trưng cho ra

163 vector đặc trưng tương ứng của 163 ảnh thử nghiệm.

Thời gian xử lý (được tính bằng giây) của các phương pháp trích chọn đặc trưng trên được minh họa như trong hình 4.

Từ đồ thị ở hình 4, ta thấy phương pháp phân bố đặc trưng biên có thời gian xử lý nhanh nhất, sau đó đến phương pháp tương quan màu sắc. Cuối cùng, phương pháp đặc trưng kết cấu Gabor có thời gian xử lý chậm hơn so với hai phương pháp trên.

Trong giai đoạn phân loại tự động bằng SVM, nhóm tác giả tiến hành phân loại cho từng loại bệnh của lợn (có nghĩa là 5 loại bệnh của lợn đã liệt kê ở trên được gán cho 5 nhãn lớp khác nhau). Để thực hiện, chúng tôi lấy ngẫu nhiên 26 ảnh trong 163 ảnh thu thập được để làm tập dữ liệu kiểm thử, số ảnh còn lại được sử dụng cho tập dữ liệu huấn luyện. Kết quả phân loại thu được đối với từng phương pháp trích chọn đặc trưng được thể hiện trong bảng 1.

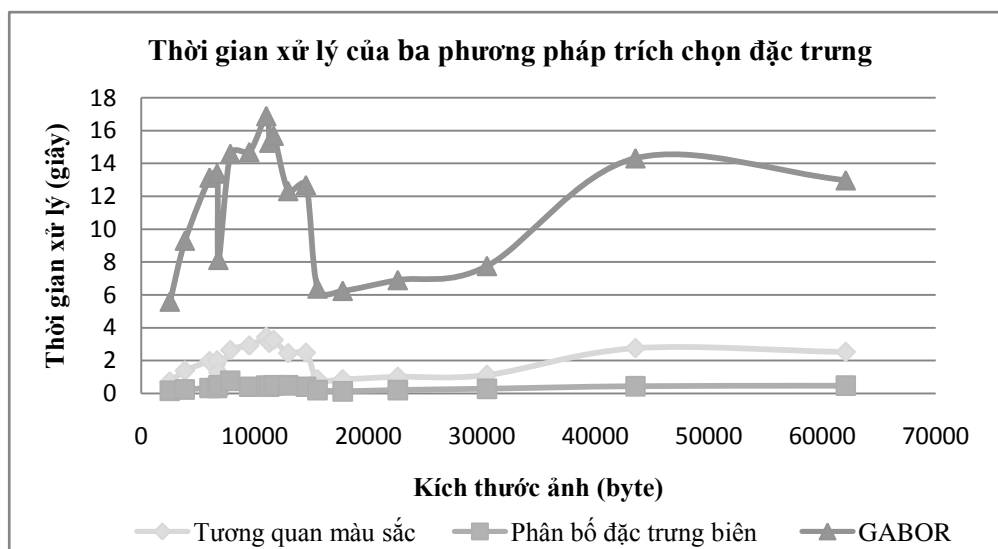
Độ chính xác của mô hình phân loại được tính bằng tỷ số giữa số mẫu được phân loại đúng trên tổng số mẫu của tập dữ liệu kiểm thử.

Từ kết quả thực nghiệm thu được trong bảng 1, chúng tôi nhận thấy kết quả phân loại trên tập dữ liệu huấn luyện được trích chọn từ đặc trưng kết cấu Gabor có độ chính xác cao nhất vì dữ liệu ảnh thử nghiệm là các ảnh bệnh

ở lợn được biểu hiện trên da, do đó đặc trưng kết cấu Gabor hiệu quả hơn trong việc phát hiện các đường vân của ảnh (là các vết đỏ, nốt đỏ tròn, vòng, hoặc các nốt lở loét trên da, lỗ, móng của lợn). Phương pháp tương quan màu sắc có độ chính xác cao thứ hai, do có khả năng mô tả phân phối màu của các điểm ảnh và thể hiện được mối quan hệ về không gian giữa các cặp màu, nhờ đó phương pháp này cho phép mô tả tốt các vết màu sắc, kích thước khác nhau trên da lợn. Cũng trong kết quả thử nghiệm này, phương pháp phân bố đặc trưng biên có độ chính xác thấp hơn cả, nguyên nhân có thể do mẫu ảnh biểu hiện bệnh trên da lợn là các vết tích tương đối nhỏ, có biên không rõ ràng nên việc mô tả các đặc trưng biên của những đối tượng này trong ảnh kém hiệu quả.

Như vậy, tuy phương pháp đặc trưng kết cấu Gabor có thời gian xử lý chậm hơn, nhưng phương pháp này vẫn tỏ ra có hiệu quả nhất trong việc phân loại dữ liệu.

Từ kết quả thực nghiệm, mặc dù độ chính xác mà mô hình đạt được chỉ ở mức khá nhưng vẫn chấp nhận được vì bộ dữ liệu huấn luyện đầu vào mà chúng tôi sử dụng là các ảnh chụp được thu thập từ các trang trại, chuồng nuôi lợn trong điều kiện ánh sáng, góc chụp khác nhau vì thế có thể gặp phải các vấn đề về màu sắc và ảnh chụp không ở cùng vị trí, nhiều ảnh chỉ thể



Hình 4. Đồ thị so sánh thời gian xử lý của các phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh

**Bảng 1. Kết quả độ chính xác phân loại của từng phương pháp trích chọn đặc trưng**

Phương pháp	Độ chính xác (%)
Phân bố đặc trưng biên	69,2308
Gabor	84,6154
Tương quan màu sắc	73,0769

hiện một bộ phận như chân, miệng, lưỡi, một mảng da,... dẫn đến việc trích chọn đặc trưng chưa phát huy hết được hiệu quả. Thêm vào đó, tập dữ liệu thử nghiệm với số lượng ảnh ít cũng làm ảnh hưởng rất lớn đến kết quả phân loại.

#### 4. KẾT LUẬN

Bài báo này đã đề xuất mô hình ứng dụng giúp phát hiện một số bệnh ở lợn qua ảnh chụp bằng phương pháp trích chọn đặc trưng kết hợp với phân loại tự động. Các kết quả thực nghiệm với mức độ chính xác tương đối khả quan cho thấy việc áp dụng mô hình này trong thực tế là hoàn toàn có triển vọng.

Đây là mô hình có tính ứng dụng cao trong thực tiễn bởi ngành chăn nuôi hiện nay là ngành rất quan trọng trong nông nghiệp. Vì thế trong tương lai, chúng tôi mong muốn tiếp tục phát triển ứng dụng này, thu thập thêm ảnh về các loại bệnh ở lợn, tìm hiểu thêm các phương pháp xử lý ảnh và phương pháp phân loại khác ngoài SVM để đạt được kết quả phân loại tốt hơn.

#### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Anan Lertwilai, Natiphong Lampa, Akarin Asavajaru, Watchara Jirasuttisarn, Trần Huân, Huỳnh Thanh Trúc, Nguyễn Hữu Thuật, Ngô Nhật Toàn, Nguyễn Lương Luận, Nguyễn Chiến Thắng, Đoàn Văn Lang, Phan Thị Kim Yến (2010). Một số bệnh trên heo và cách điều trị, tập 2, Trung tâm chẩn đoán và cố vấn thú y - Công ty cổ phần chăn nuôi C.P.Việt Nam.
- Chang C., C.-J. Lin. LIBSVM (2011). "A library for support vector machines". ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- Chua Tat-Seng, Jinhui Tang, Richang Hong, Haojie Li, Zhiping Luo, Yantao Zheng (2009). "NUS-WIDE: A Real-World Web Image Database from National University of Singapore", CIVR.
- Hiệp hội thức ăn chăn nuôi Việt Nam, <http://vietfeed.wordpress.com/2014/05/08/chinh-sach-phat-trien-chan-nuoi-o-viet-nam-thuc-trang-thach-thuc-va-chien-luoc-den-2020>. Trích dẫn ngày 01/09/2014.
- Huang Jing, S Ravi Kumar, Mandar Mitra, Wei-Jing Zhu, Ramin Zabih (1997). "Image indexing using color correlograms", Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society, pp. 762-768.
- Manjunathi B.S., W.Y. Ma (1996). "Texture Features for Browsing and Retrieval of Image Data", IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence, 18(8): 837-842.
- Ma W.Y., B.S. Manjunath (1995). "A Comparison of Wavelet Features for Texture Annotation", Proc. IEEE Int'l Conf. Image Processing, 95(11): 256-259.
- Ma W.Y., B.S. Manjunath (1995). "Image Indexing Using a Texture Dictionary", Proc. SPIE, 2606: 288-296.
- Nguyễn Nhật Quang (2012). Trí tuệ nhân tạo nâng cao, Viện Công nghệ thông tin và Truyền thông, Đại học Bách Khoa Hà Nội.
- Ogle V., M. Stonebraker. Chabot (1995). "Retrieval from a relational database of images", IEEE Computer, 28(9): 40-48.
- Phòng vệ sinh gia súc cục chăn nuôi bộ Nông - Lâm - Ngư nghiệp Nhật bản (2004), Tập ảnh màu về bệnh gia súc.
- Vũ Trọng Bình, Đào Đức Huân, Nguyễn Mạnh Cường (2014). "Chính sách phát triển chăn nuôi ở Việt Nam thực trạng, thách thức và chiến lược", Báo Hiệp hội thức ăn chăn nuôi Việt Nam, <http://vietfeed.wordpress.com/2014/05/08/chinh-sach-phat-trien-chan-nuoi-o-viet-nam-thuc-trang-thach-thuc-va-chien-luoc-den-2020>. Trích dẫn ngày 01/09/2014.
- Won Chee Sun, Dong Kwon Park and S.-J. Park (2002). "Efficient use of MPEG-7 edge histogram descriptor", ETRI Journal, 24: 23-30.
- Won Chee Sun (2004). "Feature Extraction and Evaluation Using Edge Histogram Descriptor in MPEG-7", In Pacific-Rim Conference on Multimedia (PCM'04), pp. 583-590.