

**THẢO LUẬN: SỬ DỤNG CÁC  
PHƯƠNG PHÁP TRÍCH CHỌN ĐẶC  
TRƯNG ẢNH SỐ, PHÂN LOẠI TỰ  
ĐỘNG ĐỂ CHẨN ĐOÁN MỘT SỐ  
BỆNH CỦA LỢN**

**Báo cáo viên:**

**Đỗ Thị Nhâm**

# NỘI DUNG

- Giới thiệu chung
- Nội dung nghiên cứu
- Kết quả đạt được
- Kết luận



## GIỚI THIỆU CHUNG

- Chăn nuôi là ngành có vai trò rất quan trọng trong phát triển kinh tế nông nghiệp, nông thôn, cũng như nền kinh tế nói chung.
- Chăn nuôi hiện nay ở nước ta đang ngày càng được chú trọng phát triển (đặc biệt là ngành chăn nuôi lợn) và đã từng bước thu được nhiều thành tựu đáng kể.
- Tuy nhiên vấn đề dịch bệnh vẫn thường xuyên xảy ra gây ra rất nhiều tổn thất to lớn.
- ➔ Việc chẩn đoán đúng bệnh để có các biện pháp phòng tránh và điều trị kịp thời là việc làm hết sức cần thiết.



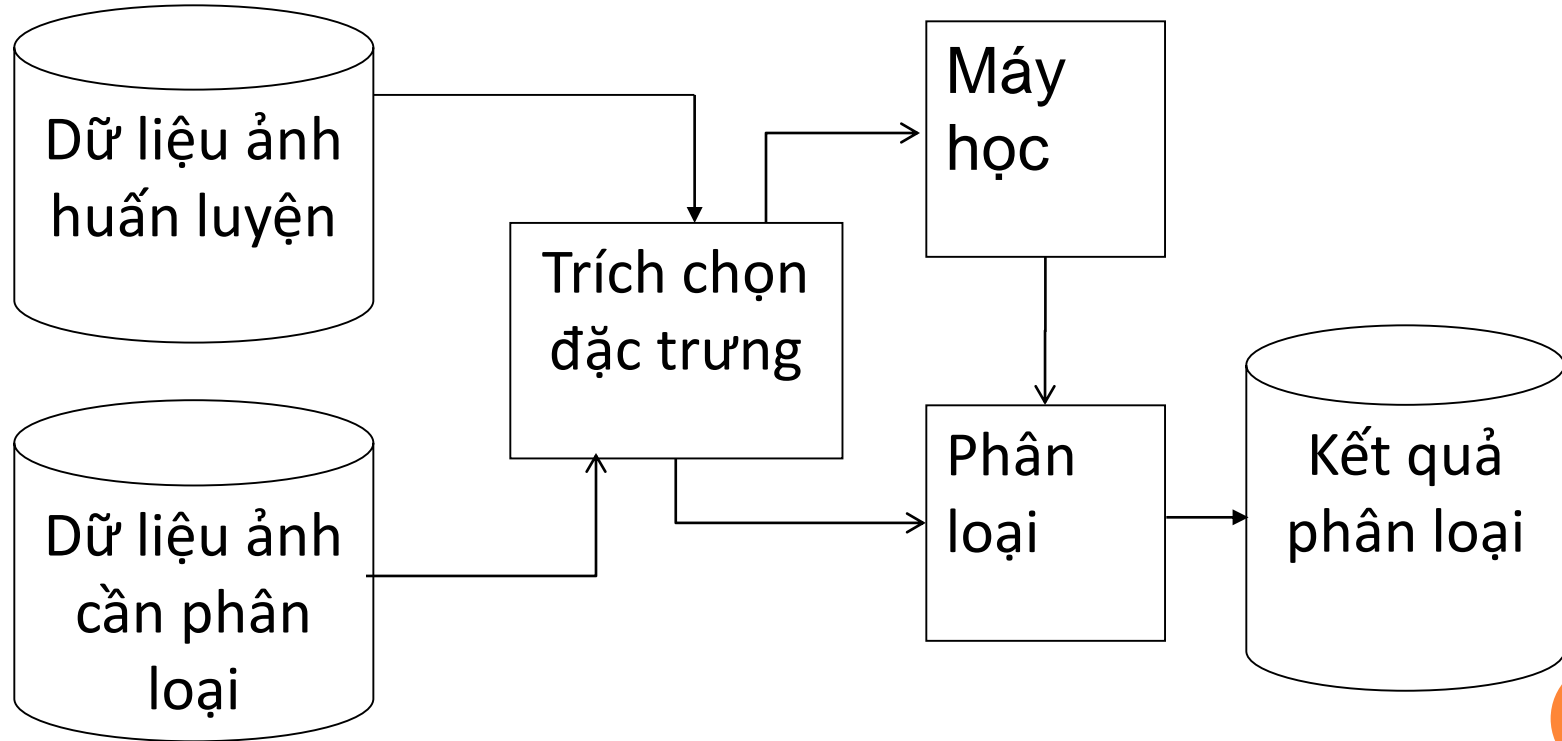
## GIỚI THIỆU CHUNG

- Muốn vậy người chăn nuôi không thể chỉ dựa vào kinh nghiệm bản thân mà còn cần một đội ngũ chuyên môn hỗ trợ giàu kinh nghiệm.
- Tuy nhiên ở nước ta hiện nay vẫn còn thiếu các đội ngũ chuyên môn này.
- **Cần một giải pháp thích hợp???**
- Xê-mi-na này sẽ trình bày về các phương pháp xử lý ảnh số và phương pháp phân loại ảnh tự động, từ đó ứng dụng để xây dựng cơ sở dữ liệu ảnh và chương trình máy tính giúp chẩn đoán một số bệnh trong lĩnh vực chăn nuôi lợn.



# GIỚI THIỆU CHUNG

- Mô hình bài toán phát hiện bệnh ở lợn qua hình ảnh bằng sử dụng phương pháp phân loại hình ảnh



# NỘI DUNG NGHIÊN CỨU

- Phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh
  - Phân bố đặc trưng biên (Edge Histogram Descriptor)
  - Tương quan màu sắc (Color Correlograms)
  - Đặc trưng kết cấu sử dụng bộ lọc Gabor (Gabor Wavelets)
  - Sift (Scale Invariant feature transform).
- Phương pháp phân lớp SVM (Support Vector Machine)



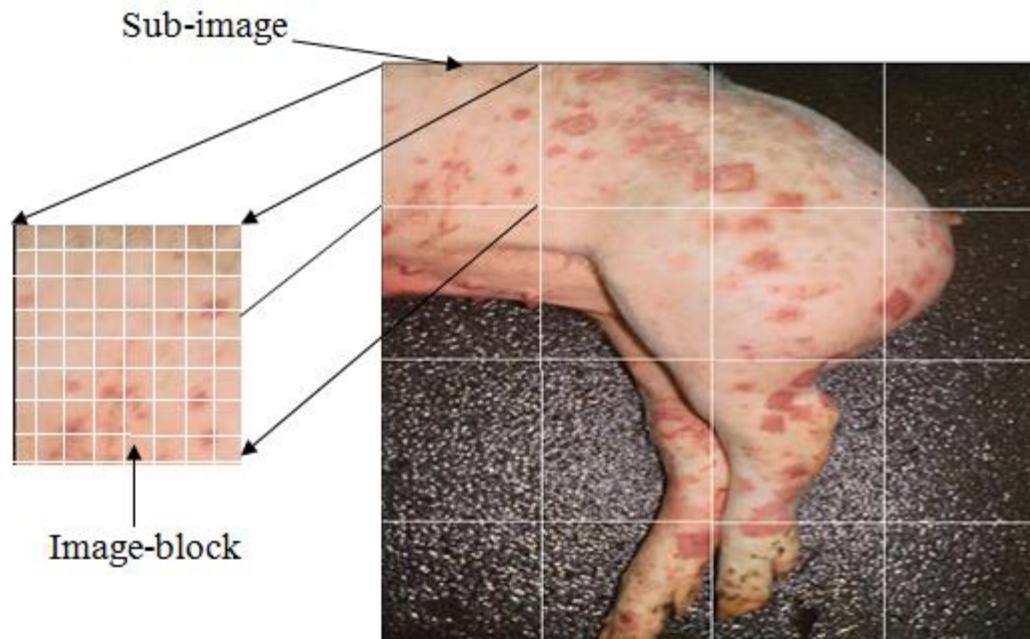
# PHÂN BỐ ĐẶC TRƯNG BIÊN (EDGE HISTOGRAM DESCRIPTOR) (1)

- Phân bố đặc trưng biên là một đặc trưng thể hiện được biên của các đối tượng trong ảnh.
- 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
  - Phân bố đặc trưng biên được kết hợp từ ba loại trên



# PHÂN BỐ ĐẶC TRƯNG BIÊN (EDGE HISTOGRAM DESCRIPTOR) (2)

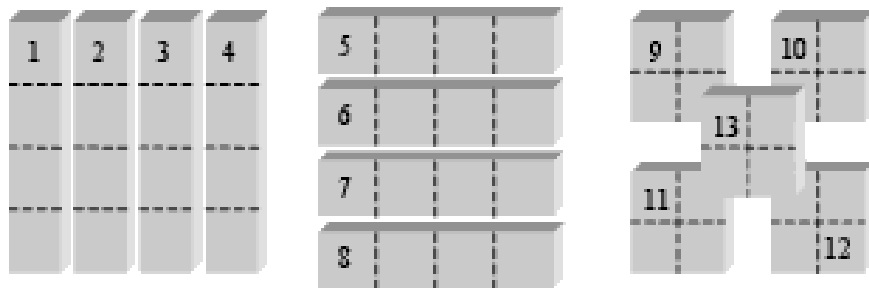
- Cách tính phân bố đặc trưng biên cục bộ
  - Chia ảnh thành 16 vùng
  - Với mỗi vùng của ảnh
    - Chia vùng thành các khối không tách rời nhau.
    - Với mỗi khối áp dụng bộ lọc định nghĩa trước cho 5 loại biên.
    - Cập nhật phân bố theo kết quả của bộ lọc
- Thu được 1 histogram cục bộ với  $16 \times 5 = 80$  bin





# PHÂN BỐ ĐẶC TRƯNG BIÊN (EDGE HISTOGRAM DESCRIPTOR) (3)

- Đặc trưng biên toàn cục được tính như sau:
  - Ta tính phân bố 5 biên đặc trưng cho toàn ảnh được 1 histogram với 5 bin ứng với 5 loại biên
- Đặc trưng biên bán toàn cục được tính như sau:
  - Ta chia ảnh ra thành 13 cụm
  - Tính phân bố 5 loại biên cho mỗi cụm trên cuối cùng ta sẽ có 1 Histogram với 65 (13x5) bin



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



# TƯƠNG QUAN MÀU SẮC (COLOR CORRELOGRAMS) (1)

- 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.
- Cách tính:
- 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  $p$ .
- Ta định nghĩa khoảng cách  $p_1$  với  $p_2$  như sau:
- $|p_1 - p_2| = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$ .



## TƯƠNG QUAN MÀU SẮC (COLOR CORRELOGRAMS) (2)

- Với mỗi khoảng cách  $d \in [1, n]$  ta tính được correlogram của ảnh  $I$  như sau

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

- 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  $k$ .

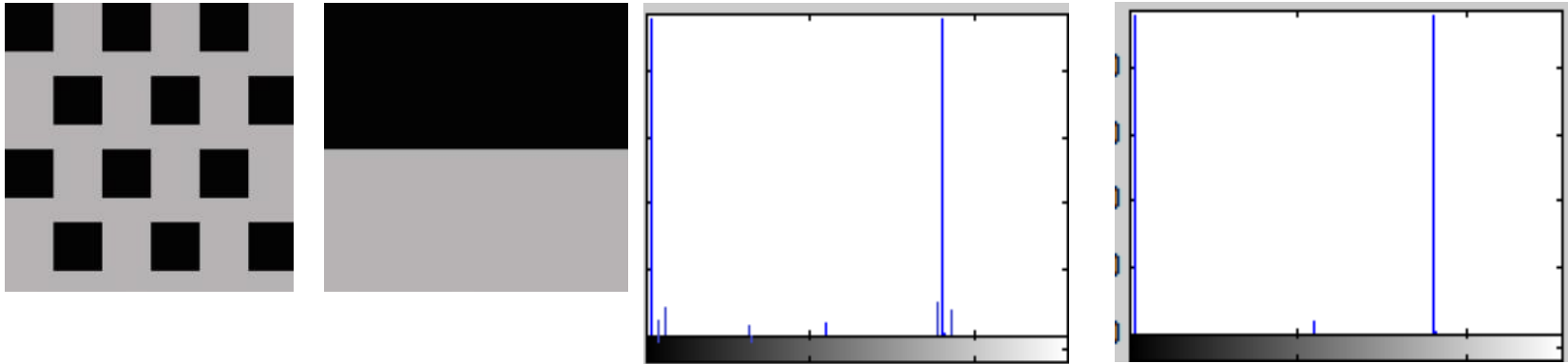


# TƯƠNG QUAN MÀU SẮC (COLOR CORRELOGRAMS) (3)

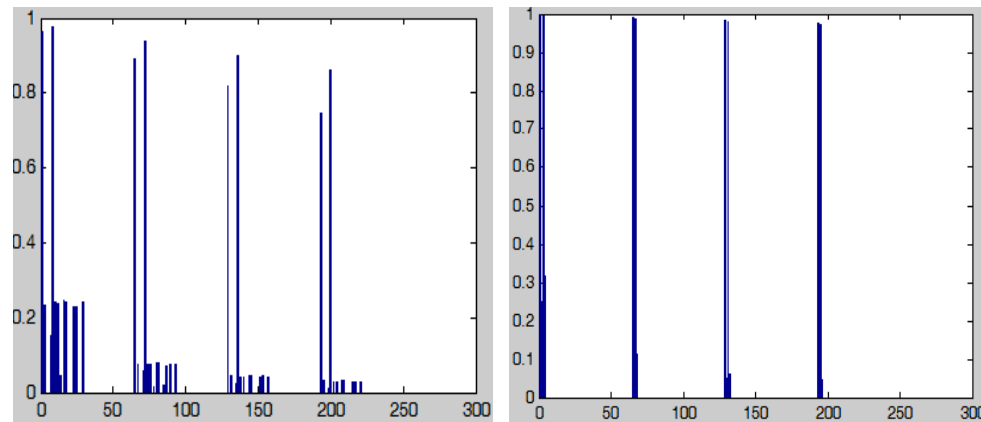
- Để giảm chi phí tính toán và số chiều của vector đặc trưng ta chỉ tính tương quan cho các cặp màu giống nhau.
- Báo cáo này chọn 64 bin màu và khoảng cách  $d=\{1,3,5,7\}$  ta sẽ thu được vector đặc trưng với  $64 \times 4 = 256$  chiều.



# TƯƠNG QUAN MÀU SẮC (COLOR CORRELOGRAMS) (4)



- Hai ảnh khác nhau nhưng có histogram màu toàn cục gần như giống nhau



Vẫn với 2 ảnh ở trên ta sử dụng phương pháp tương quan màu sắc thu được hai vector đặc trưng khác nhau.



# ĐẶC TRƯNG KẾT CẤU SỬ DỤNG BỘ LỌC GABOR (GABOR WAVELETS) (1)

- 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.
- Hàm sóng con Gabor trong miền không gian có dạng như sau:

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

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



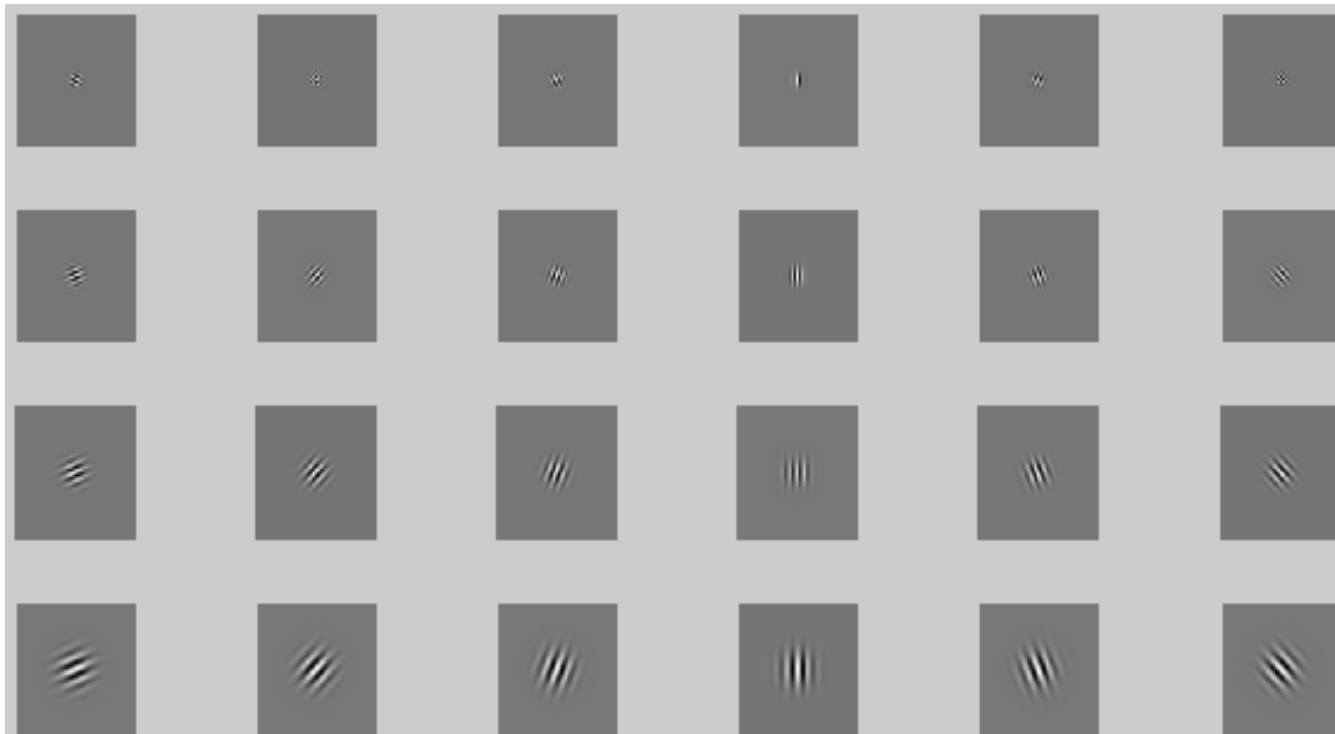
# ĐẶC TRƯNG KẾT CẤU SỬ DỤNG BỘ LỌC GABOR (GABOR WAVELETS) (2)

- Sau đó một tập các 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.



# ĐẶC TRƯNG KẾT CẤU SỬ DỤNG BỘ LỌC GABOR (GABOR WAVELETS) (3)

- Biểu diễn dạng ảnh của bộ lọc Gabor với 4 tỉ lệ co giãn và 6 hướng quay





# ĐẶC TRƯNG KẾT CẤU SỬ DỤNG BỘ LỌC GABOR (GABOR WAVELETS) (4)

- 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 của phép biến đổi ở trên chính là các thành phần của vector đặc trưng cần tìm.
- Vd: Nếu ta sử dụng 4 tỷ lệ  $S=4$  và 6 hướng quay  $K=6$  thì ra thu được vector đặc trưng 48 chiều

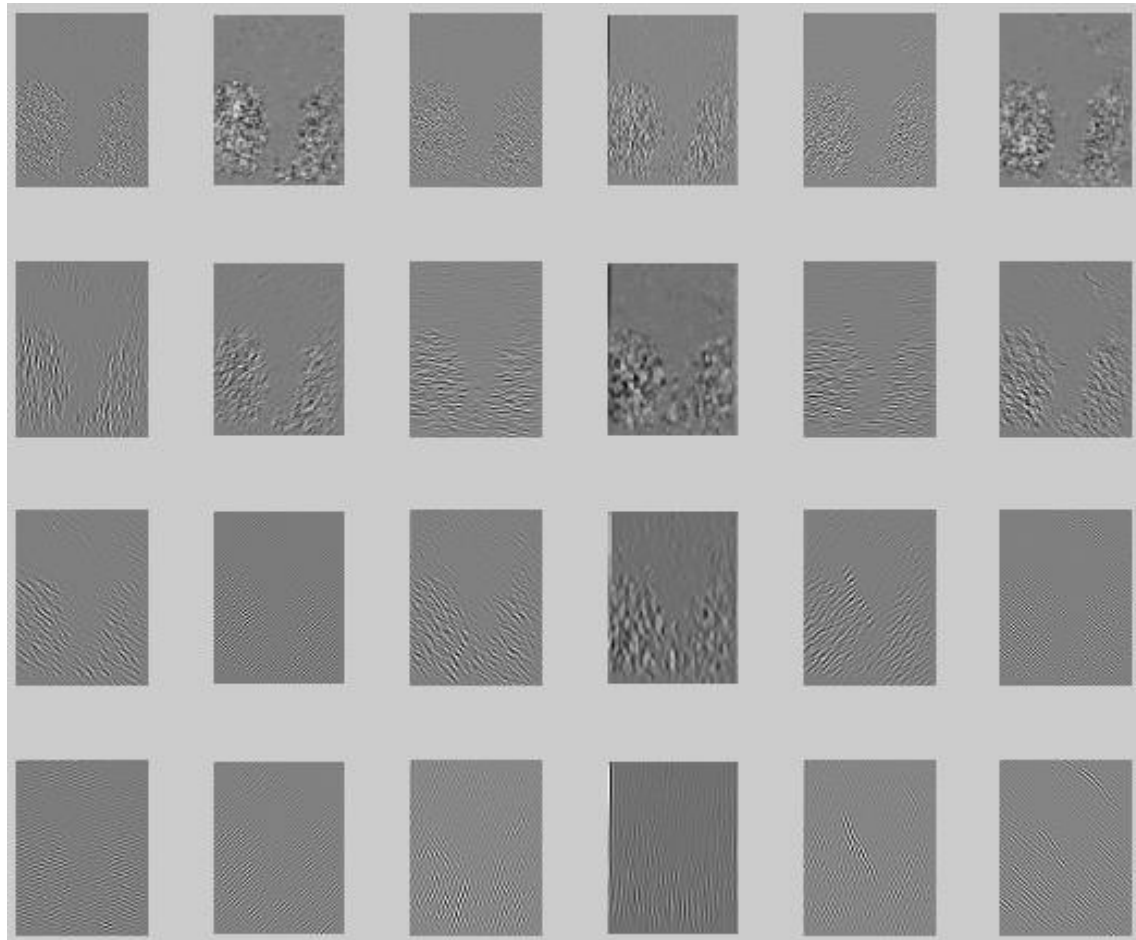
$$\vec{f} = [\mu_{00} \sigma_{00} \mu_{01} \dots \mu_{35} \sigma_{35}]$$



# ĐẶC TRƯNG KẾT CẤU SỬ DỤNG BỘ LỌC GABOR (GABOR WAVELETS) (5)



- Ảnh gốc ban đầu



- Ảnh thu được sau khi sử dụng bộ lọc Gabor

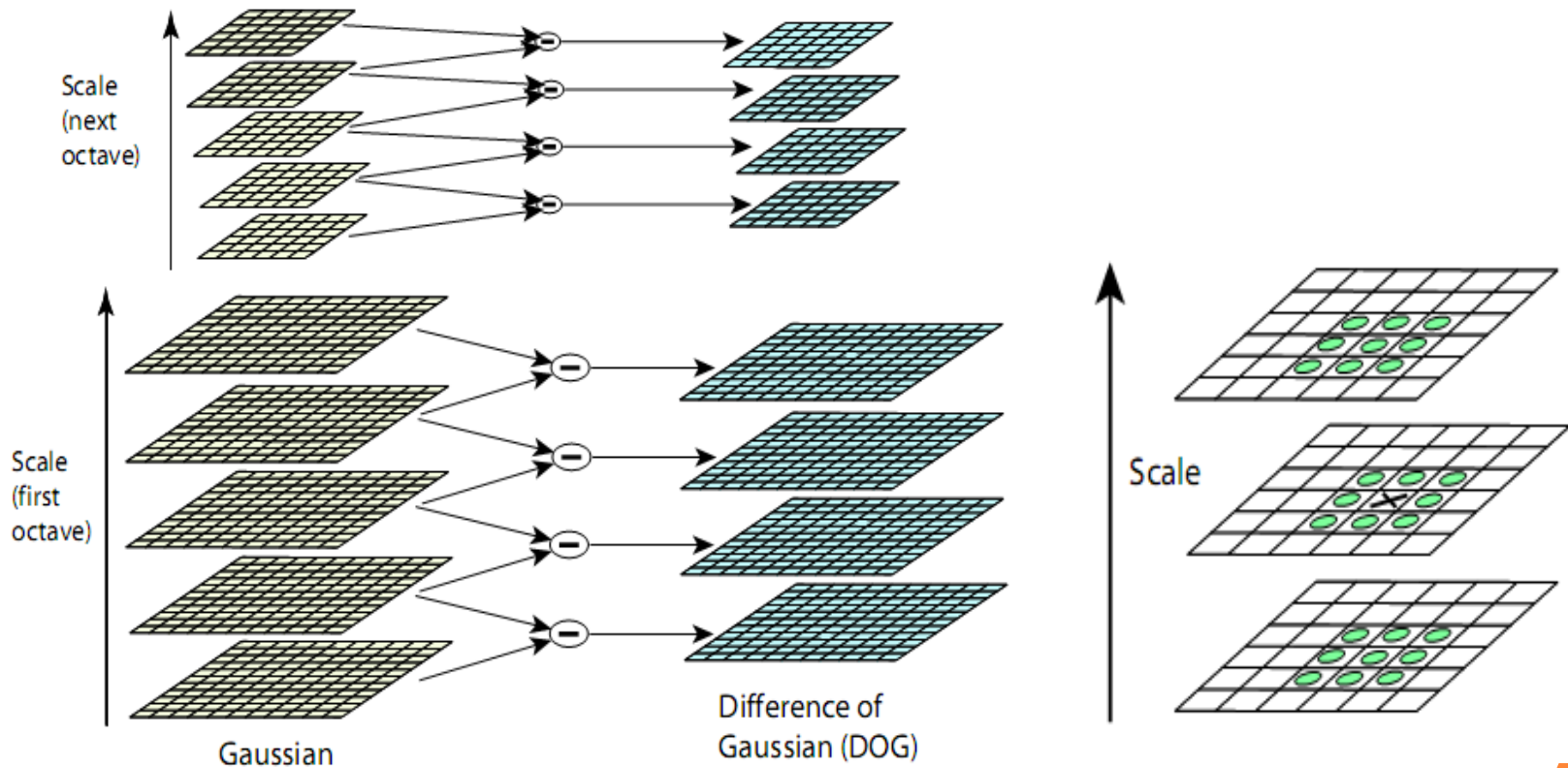
# SIFT (SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM) (1)

- SIFT do David Lowe đưa ra từ năm 2004 là phương pháp tìm các điểm đặc trưng bất biến cục bộ.
- Tập các điểm đặc biệt thu được thường phụ thuộc rất ít vào các phép biến đổi cơ bản như xoay, phóng to, thu nhỏ, tăng giảm cường độ sáng.
- Giải thuật gồm 4 giai đoạn
  - Dò tìm cực trị trong không gian 3D
  - Lọc và trích xuất các điểm đặc biệt
  - Gán hướng cho các điểm đặc trưng
  - Bộ mô tả điểm đặc trưng



# SIFT (SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM) (2)

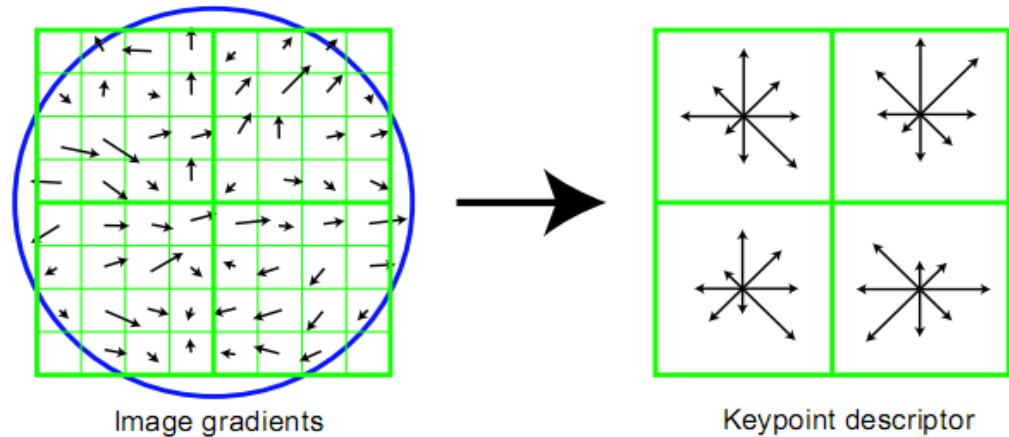
- Dò tìm cực trị trong không gian đo



# SIFT (SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM) (3)

- Lọc và trích xuất các điểm đặc biệt
  - Từ những điểm tiềm năng ở trên sẽ lọc và lấy ra tập các điểm đặc trưng tốt nhất (keypoints).
- Gán hướng cho các điểm đặc trưng
  - Mỗi điểm đặc trưng sẽ được gán cho một hoặc nhiều hướng dựa trên hướng gradient của ảnh.
- Bộ mô tả điểm đặc trưng

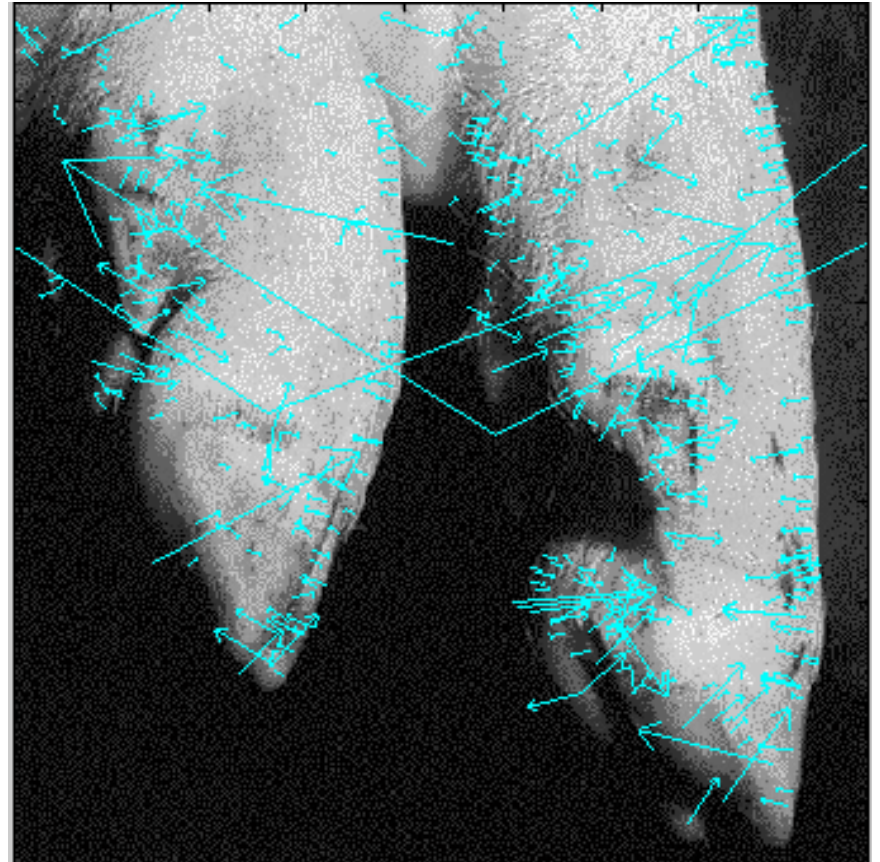
- Vector SIFT được xây dựng xung quanh điểm đặc trưng. Mỗi vector mô tả là một ma trận 4x4 các tổ chức đồ. Mỗi tổ chức đồ có 8 hướng. Do đó mỗi vector SIFT có  $4 \times 4 \times 8 = 128$  chiều.



# SIFT (SCALE INVARIANT FEATURE TRANSFORM) (4)



Ảnh gốc



Điểm hấp dẫn tìm được

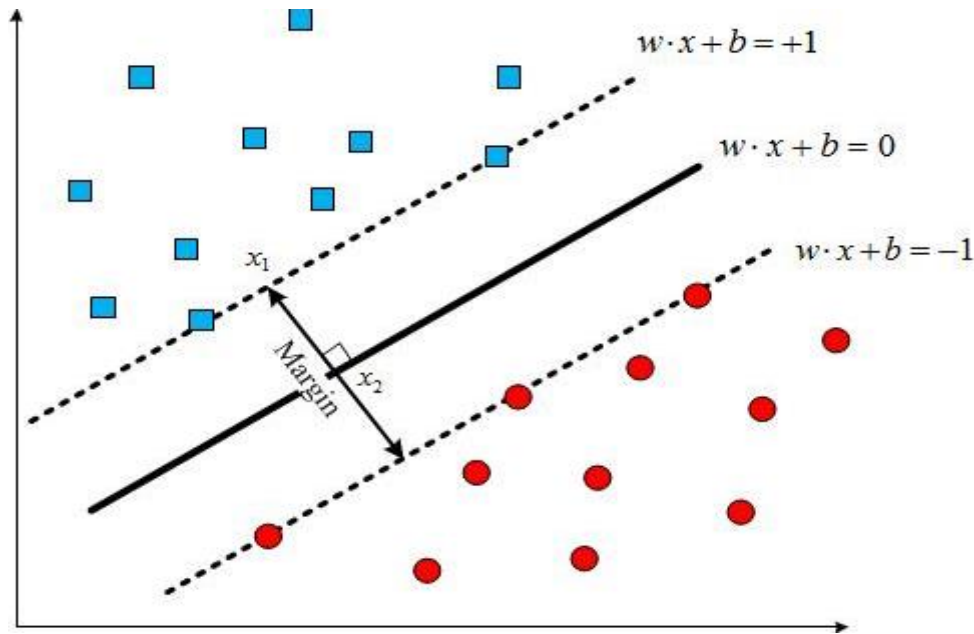


# PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) (1)

- Xét bài toán phân lớp đơn giản: phân chia thành hai lớp với tập  $m$  các dữ liệu mẫu như sau:
- $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$
- Trong đó:  $x_i$  là một vectơ đầu vào được biểu diễn trong không gian  $R^n$ ,  $y_i$  là một nhãn lớp,  $y \in \{-1, 1\}$ .
- Vectơ  $x_i$  được gán nhãn dựa vào công thức sau :
- $$y_i = \begin{cases} 1 & \text{nếu } \langle w, x_i \rangle + b \geq 0 \\ -1 & \text{nếu } \langle w, x_i \rangle + b < 0 \end{cases}$$
- Ý tưởng của phương pháp SVM là sử dụng một đường thẳng (siêu phẳng lồi) để phân tách các điểm nằm ở một bên là dương và nằm ở bên kia là âm.



# PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) (2)



- Siêu phẳng lề có dạng  $f(x) = \langle w \cdot x \rangle + b$
- Mức lề (margin) là khoảng cách giữa hai mặt siêu phẳng hỗ trợ  $H_+$  ( $\langle w \cdot x \rangle + b = 1$ ) và  $H_-$  ( $\langle w \cdot x \rangle + b = -1$ )

$$margin = d_+ + d_- = \frac{2}{\|w\|}$$

- Để xây dựng được một mặt siêu phẳng lề tối ưu chính là nhằm cực đại hóa mức lề.
- $margin = \frac{2}{\|w\|}$  đạt cực đại
- Với điều kiện: 
$$\begin{cases} \langle w \cdot x_i \rangle + b \geq 1, \text{ nếu } y_i = 1 \\ \langle w \cdot x_i \rangle + b \leq -1, \text{ nếu } y_i = -1 \end{cases} \text{ với } \forall x_i$$





# PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) (3)

- **Trường hợp 1:** dữ liệu khả tách tuyến tính việc tìm siêu phẳng tốt nhất tương đương với giải bài toán tối ưu sau:
  - Cực tiểu hóa:  $\frac{\langle w \cdot w \rangle}{2}$
  - Với ràng buộc:  $y_i(\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1$  với  $\forall i = 1..m$
- **Trường hợp 2:** dữ liệu không khả tách tuyến tính, có một số ít điểm bị nhiễu, nghĩa là điểm có nhãn dương nhưng lại thuộc về phía âm của siêu phẳng, điểm có nhãn âm thuộc về phía dương của siêu phẳng
  - Cực tiểu hóa :  $\frac{\langle w \cdot w \rangle}{2} + C \left( \sum_{i=1}^m \xi_i \right)^k$
  - Với ràng buộc:  $y_i(\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i ; i = 1..m$
  - Trong đó  $\xi_i$  gọi là các biến lới lỏng (slack variable)  $\xi_i \geq 0$ , hằng số  $C > 0$  xác định chi phí chịu lỗi.

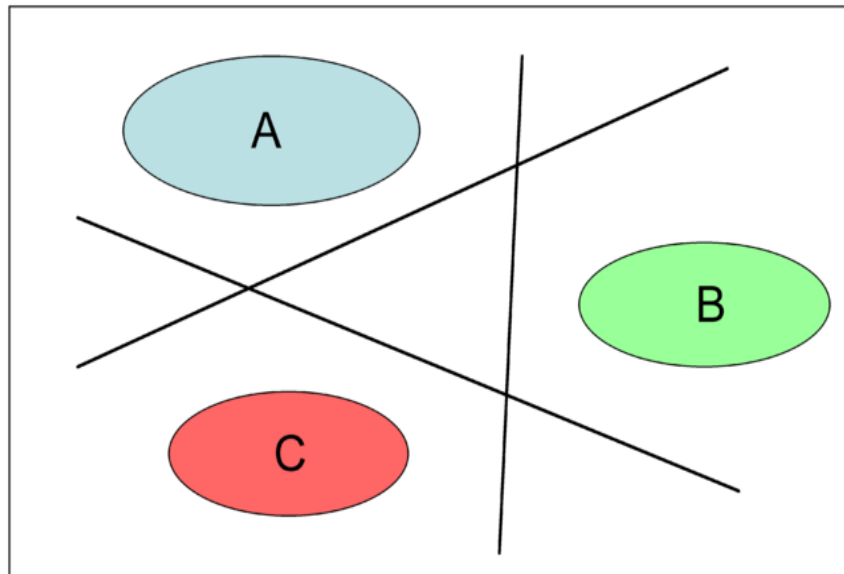
# PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE) (4)

- **Trường hợp 3:** tập dữ liệu không thể phân chia tuyến tính được (dạng phi tuyến).
  - Ta chuyển đổi không gian biểu diễn đầu vào ban đầu sang một không gian mới có thể phân lớp tuyến tính bằng cách sử dụng hàm ánh xạ phi tuyến  $\phi$ .
  - Cực tiểu hóa : 
$$\frac{\langle w \cdot w \rangle}{2} + C \left( \sum_{i=1}^m \xi_i \right)^k$$
  - Với ràng buộc:  $y_i(\langle w \cdot x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i ; i = 1..m$
  - $\xi_i \geq 0$
  - Nếu biết hàm nhân (Kernel function)  $K(x, x') = \phi(x) \cdot \phi(x')$  để tính tích vô hướng  $\phi(x) \cdot \phi(x')$ , thì chúng ta không cần làm việc trực tiếp với ánh xạ  $\phi(x)$ .
  - Kernel đa thức:  $k_{d,k}^{polynomial} (x, x') = (\langle x \cdot x' \rangle + k)^d ; k \in R, d \in N$
  - Gaussian RBF kernel:  $k_{\sigma}^{Gaussian} (x, x') = \exp\left(-\frac{1}{\sigma} \|x - x'\|^2\right) ; \sigma > 0$

# SVM CHO PHÂN LỚP ĐA LỚP

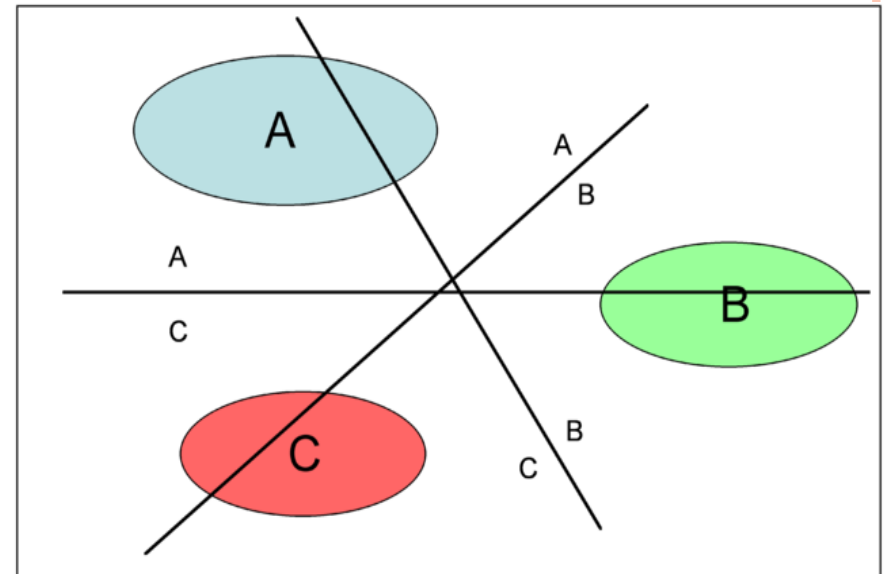
## Chiến lược One vs ALL

- Chiến lược này sẽ xây dựng  $k$  mô hình SVM với  $k$  là số lượng lớp cần phân loại.
- Mô hình thứ  $t$  tách lớp  $t$  (lớp dương) ra khỏi các lớp khác (âm)



## Chiến lược One vs One

- Cần xây dựng  $k(k-1)/2$  bộ phân lớp, trong đó mỗi mô hình tách một cặp 2 lớp



# CÀI ĐẶT

- Phần mềm ứng dụng (chương trình chính, các giải thuật trích chọn đặc trưng ảnh, chuẩn hóa dữ liệu về dạng chuẩn cho quá trình huấn luyện và thử nghiệm SVM) được xây dựng và cài đặt trên ngôn ngữ lập trình Matlab.
- Sử dụng thêm 2 thư viện nguồn mở là **SIFT demo program (Version 4, July 2005)** (David Lowe 2005) dùng để trích chọn đặc trưng SIFT cho ảnh và **LibSVM** (Chang and Lin (2011) để thực hiện phân loại ảnh tự động.
- Sử dụng máy tính Intel Core i3, 2.1 GHz, 2GB RAM.



# KẾT QUẢ

- Dữ liệu thu thập được:
  - Ảnh chụp từ 5 loại bệnh của lợn:
  - Bệnh tai xanh (hội chứng rối loạn sinh sản và hô hấp trên lợn – Porcine Reproductive and Respiratory Syndrome - PRRS)



# KẾT QUẢ

- Bệnh lở mồm long móng



# KẾT QUẢ

- Bệnh đóng dấu lợn



# KẾT QUẢ

- Bệnh ghẻ ở lợn





# KẾT QUẢ

- Bệnh đậu mùa ở lợn

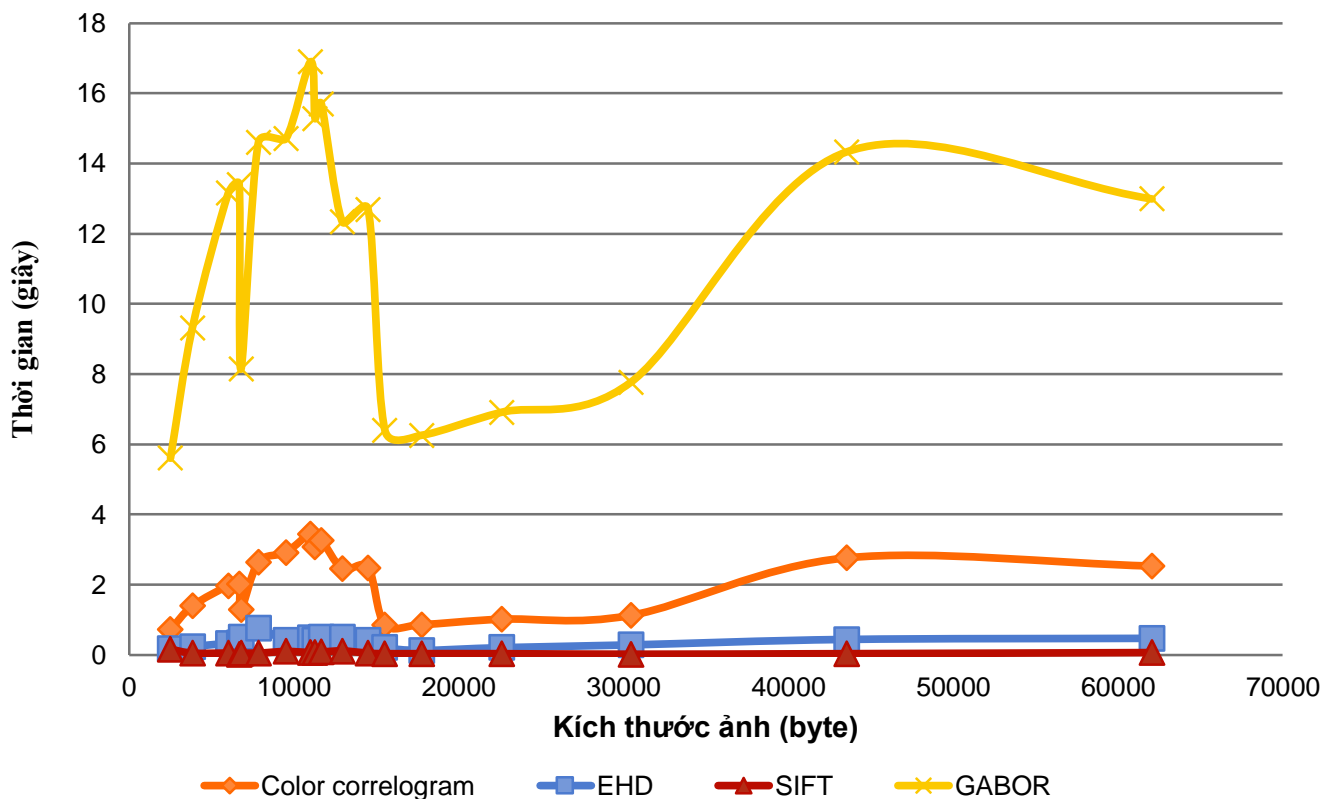


# KẾT QUẢ

## ○ Giai đoạn trích chọn đặc trưng

- Với mỗi phương pháp trích chọn đặc trưng áp dụng cho 163 ảnh thử nghiệm, thu được 163 vector đặc trưng.
- Thời gian xử lý của 4 phương pháp xử lý.

Thời gian xử lý của bốn phương pháp trích chọn đặc trưng



# KẾT QUẢ

- Giai đoạn phân loại tự động bằng SVM
- Kết quả phân loại đối với từng phương pháp trích chọn đặc trưng (sử dụng 26 ảnh chụp để test thử)

Tên Phương pháp	Độ chính xác (%)
EHD	69.2308
Gabor	84.6154
Color Correlogram	73.0769
SIFT	53.8462

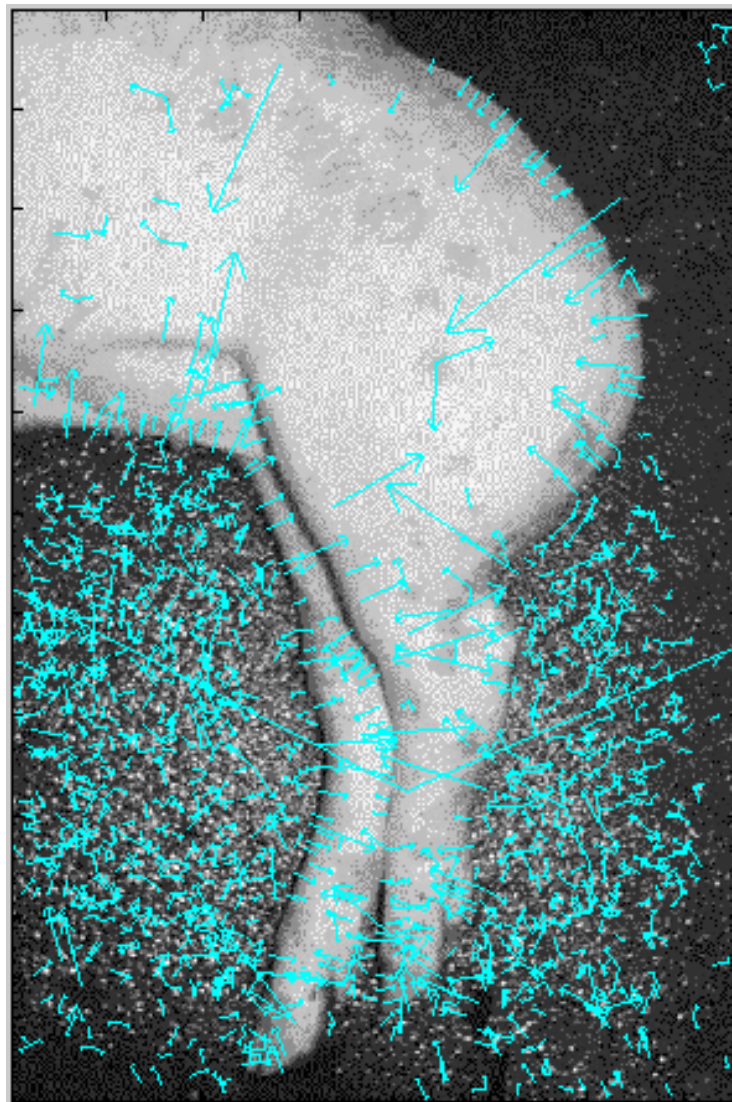


# NHẬN XÉT

- Qua quá trình thử nghiệm, tác giả nhận thấy:
  - Kết quả phân lớp trên tập dữ liệu huấn luyện được trích chọn từ phương pháp Gabor đem lại hiệu quả cao nhất vì dữ liệu ảnh thử nghiệm là các ảnh bệnh ở lợn được biểu hiện trên da, do đó phương pháp gabor hiệu quả hơn trong việc phát hiện các đường vân của ảnh (là các vết đỏ, nốt đỏ tròn, vuông, hoặc các nốt lở loét trên da, lở, móng của lợn)
  - Trong thực nghiệm này phương pháp Sift là phương pháp có hiệu quả thấp nhất, có thể là do tập ảnh huấn luyện phần lớn chưa được tách nền, nên các điểm đặc trưng mà sift tìm được trên phần nền của ảnh là rất nhiều dẫn đến hiệu quả phân lớp bị ảnh hưởng



# VÍ DỤ



# KẾT LUẬN

- Xê-mi-na đã giới thiệu tổng quan các phương pháp xử lý ảnh số như:
  - Phân bố đặc trưng biên (Edge Histogram Descriptor)
  - Tương quan màu sắc (Color Correlograms)
  - Đặc trưng kết cấu sử dụng bộ lọc Gabor (Gabor Wavelets)
  - Sift (Scale Invariant feature transform)
- Giới thiệu tổng quan phương pháp phân loại ảnh số tự động SVM (Support Vector Machine)
- Cài đặt thành công giải thuật của các phương pháp trên, kết quả thu được khi phân loại chẩn đoán bệnh ở lợn ở mức có thể chấp nhận được.
- Hạn chế:
  - Bộ dữ liệu huấn luyện đầu là các ảnh chụp được thu thập từ các trang trại, chuồng nuôi lợn vì thế có thể gặp phải các vấn đề về màu sắc.
  - Ảnh chưa được tách nền
  - Ảnh chụp không ở cùng một vị trí của con lợn, nhiều ảnh chỉ thể hiện một bộ phận của con lợn như chân, miệng, lưởi, một mảng da...
- ➔ Việc trích chọn đặc trưng chưa phát huy hết được hiệu quả, từ đó làm ảnh hưởng rất lớn đến kết quả phân loại

# ○ DEMO CHƯƠNG TRÌNH



○ Xin chân thành cảm ơn quý thầy cô  
đã chú ý lắng nghe!

