

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG

TRƯỜNG CÔNG LỢI

**NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT SỬ DỤNG
PHƯƠNG PHÁP BIẾN ĐỔI EIGENFACES
VÀ MẠNG NƠON**

Chuyên ngành: Khoa học máy tính

Mã số: 60.48.01

TÓM TẮT LUẬN VĂN THẠC SĨ KỸ THUẬT

Đà Nẵng - Năm 2013

Công trình được hoàn thành tại
ĐẠI HỌC ĐÀ NẴNG

Người hướng dẫn khoa học: TS. HUỲNH HỮU HƯNG

Phản biện 1: PGS.TS. LÊ VĂN SƠN

Phản biện 2: TS. NGUYỄN MẬU HÂN

Luận văn được bảo vệ trước Hội đồng chấm Luận văn tốt nghiệp thạc sĩ Kỹ thuật họp tại Đại học Đà Nẵng vào ngày 19 tháng 5 năm 2013.

Có thể tìm hiểu luận văn tại:

- Trung tâm Thông tin - Học liệu, Đại Học Đà Nẵng

MỞ ĐẦU

1. Lý do chọn đề tài

Với sự phát triển nhanh chóng của các loại máy móc hiện đại như máy ảnh số, máy quay phim kỹ thuật số, máy vi tính,... thì lượng thông tin con người thu được dưới dạng hình ảnh là khá lớn. Xử lý ảnh là một trong những lĩnh vực ngày càng được phổ biến trong đời sống xã hội. Không chỉ dừng lại ở việc xử lý những vết nhòe, tái chế và phục hồi các ảnh cũ, ngày nay các kỹ phương pháp xử lý ảnh đã mang lại những tiến bộ vượt bậc như nhận dạng vân tay, nhận dạng khuôn mặt, nhận dạng đối tượng khi nó kết hợp với lĩnh vực trí tuệ nhân tạo.

Bên cạnh đó, vấn đề an ninh bảo mật đang được yêu cầu khắc khe tại mọi quốc gia trên thế giới. Các hệ thống xác định, nhận dạng con người được ra đời với độ tin cậy cao. Một trong những bài toán nhận dạng con người được quan tâm nhất hiện nay đó là nhận dạng qua khuôn mặt.

Có hai phương pháp nhận dạng phổ biến hiện nay là nhận dạng dựa trên đặc trưng của các phần tử trên khuôn mặt như biến đổi Sóng Wavelet (Gabor Wavelet) và Mạng Noron (Neural Network), Support Vector Machine (SVN),... và nhận dạng dựa trên xét tổng thể toàn khuôn mặt như phương pháp *Phân tích thành phần chính* (Principal Component Analysis – PCA) phương pháp *Phân tích sự khác biệt tuyến tính* (Linear Discriminant Analysis – LDA), phương pháp *Phân tích đặc điểm vùng* (Local Feature Analysis – LFA). Nhận dạng khuôn mặt dùng Eigenfaces và mạng Noron mang lại hiệu quả nhận dạng cao bởi nó hoạt động ổn định và có tính thích

nghi cao khi dữ liệu đầu vào thay đổi nhiều. Đó là lí do tôi chọn đề tài: “Nhận dạng khuôn mặt sử dụng phương pháp biến đổi Eigenfaces và Mạng Nơron”.

2. Mục tiêu và nhiệm vụ

Mục tiêu nghiên cứu:

- Nghiên cứu phương pháp trích rút đặc trưng Eigenfaces.
- Nghiên cứu phương pháp nhận dạng bằng mạng Nơron.
- Áp dụng thành công 2 phương pháp trên vào việc nhận dạng khuôn mặt.

Nhiệm vụ chính của đề tài:

- Nghiên cứu tổng quan về nhận dạng khuôn mặt.
- Nghiên cứu các phương pháp nhận dạng bằng mạng Nơron, Eigenfaces
- Áp dụng những phương pháp trên vào thực tế trong việc nhận dạng khuôn mặt.

3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu bao gồm:

- Lý thuyết về nhận dạng khuôn mặt.
- Các vấn đề liên quan đến các phương pháp nhận dạng khuôn mặt.
- Phương pháp nhận dạng khuôn mặt bằng mạng Nơron và Eigenfaces.

Phạm vi nghiên cứu:

- Dữ liệu được xử lý là file ảnh tĩnh với ảnh được chụp với góc nghiêng không đáng kể (không quá 10).
- Ảnh được chụp trong điều kiện ánh sáng bình thường (không chụp ngược sáng, chụp bằng máy kỹ thuật số).

4. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp tài liệu:

- Tìm hiểu cách lập trình với Matlab.
- Tìm hiểu tổng quan về bài toán nhận dạng khuôn mặt.
- Tìm hiểu các phương pháp nhận dạng khuôn mặt.
- Tìm hiểu phương pháp trích rút đặc trưng Eigenfaces..
- Tìm hiểu phương pháp nhận dạng bằng mạng Noron.

Phương pháp thực nghiệm:

- Tiến hành phân tích và cài đặt: thuật toán phát hiện khuôn mặt PCA, mạng Noron, kết hợp Eigenfaces và mạng Noron.
- So sánh và đánh giá kết quả đạt được.

5. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài

Ý nghĩa khoa học:

- Nghiên cứu việc nhận dạng khuôn mặt.
- Nghiên cứu về phương pháp nhận dạng khuôn mặt Eigenfaces và mạng Noron trong việc nhận dạng khuôn mặt.

- Ứng dụng thành công các phương pháp xử lý ảnh vào thực tế.

- Tạo tiền đề cho những nghiên cứu tiếp theo trong tương lai.

Ý nghĩa thực tiễn:

- Cung cấp các thuật toán hỗ trợ cho các thiết bị phát hiện và nhận dạng khuôn mặt người.

- Giúp giảm giá thành cho công tác bảo vệ và bảo mật.

- Tạo tiền đề cho việc xây dựng cơ sở dữ liệu nhận dạng khách hàng một cách tự động thông qua khuôn mặt.

6. Bố cục của luận văn

Nội dung của luận văn được chia thành các phần như sau:

Mở đầu

Chương 1: Tổng quan về xử lý ảnh: Chương này giới thiệu tổng quan về các kỹ thuật xử lý ảnh số, các không gian màu RGB, HSV, CIE,...

Chương 2: Các phương pháp nhận dạng khuôn mặt: Chương này trình bày các phương pháp nhận dạng khuôn mặt phổ biến hiện nay như Eigenfaces, mạng Noron, SVM, Mô hình Markov ẩn,...

Chương 3: Nhận dạng khuôn mặt sử dụng Eigenfaces và mạng Noron: Chương này trình bày hệ thống và phương pháp nhận dạng khuôn mặt được thực hiện trong đề tài.

Kết luận và hướng phát triển

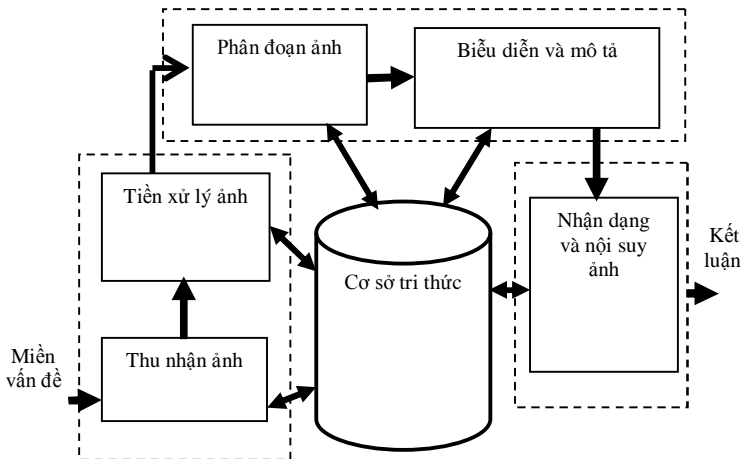
Phụ lục

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ XỬ LÝ ẢNH SỐ

1.1. GIỚI THIỆU CHUNG VỀ XỬ LÝ ẢNH SỐ VÀ ỨNG DỤNG

Xử lý ảnh được ứng dụng rất rộng và cần nhiều kiến thức cơ sở khác nhau. Đầu tiên phải kể đến lĩnh vực xử lý tín hiệu số, đây là kiến thức nền tảng cho xử lý tín hiệu chung, các khái niệm về tích chập, các biến đổi Fourier, biến đổi Laplace, các bộ lọc hữu hạn,...Thứ hai là các công cụ toán học Đại số tuyến tính như xác suất và thống kê. Ngoài ra, các kiến thức cần thiết khác như Trí tuệ nhân tạo, Mạng Noron nhân tạo, lý thuyết mờ,... cũng thường được áp dụng trong quá trình phân tích ảnh và nhận dạng ảnh.

1.2. TỔNG QUAN VỀ CÁC KỸ THUẬT XỬ LÝ ẢNH SỐ



Hình 1.1: Các bước chính trong xử lý ảnh số

1.3. XỬ LÝ MỨC THẤP

1.3.1. Thu nhận ảnh

1.3.2. Tiền xử lý ảnh

1.4. XỬ LÝ MỨC TRUNG

1.4.1. Phân đoạn ảnh

1.4.2. Biểu diễn ảnh

1.5. XỬ LÝ MỨC CAO

1.6. CƠ SỞ TRI THỨC

1.7. CÁC KHÔNG GIAN MÀU VÀ ẢNH MÀU

1.7.1. Ảnh màu trong xử lý ảnh số

1.7.2. Không gian màu RGB

1.7.3. Không gian màu HSV

1.7.4. Không gian màu CIE

1.8. XỬ LÝ HÌNH THÁI HỌC TRÊN ẢNH NHỊ PHÂN

1.8.1. Khái niệm cơ bản

1.8.2. Phép co và giãn ảnh nhị phân

1.8.3. Phép đóng và mở ảnh nhị phân

CHƯƠNG 2: CÁC PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT

2.1. EIGENFACES

Eigenface là phương pháp áp dụng trực tiếp phép phân tích các thành phần PCA, nó đã được áp dụng rất nhiều vào biểu diễn, phát hiện và nhận dạng mặt. Ưu điểm của phương pháp này là biểu diễn được toàn bộ ảnh và có độ nén rất tốt (loại bỏ nhiễu và dư thừa).

2.1.1. Các giai đoạn của eigenfaces

a. Giai đoạn khởi tạo

b. Giai đoạn nhận dạng

2.1.2. Tính toán Eigenface

2.1.3. Sử dụng Eigenface để phân lớp

2.1.4. Kết luận nhận dạng bằng Eigenface

2.2. MẠNG NƠN

Mạng nơron nhân tạo, Artificial Neural Network (ANN) gọi tắt là mạng nơron, là một mô hình xử lý thông tin phỏng theo cách thức xử lý thông tin của các hệ nơron sinh học. Nó được tạo lên từ một số lượng lớn các phân tử (gọi là phân tử xử lý hay nơron) kết nối với nhau thông qua các liên kết (gọi là trọng số liên kết) làm việc như một thể thống nhất để giải quyết một vấn đề cụ thể nào đó.

Một mạng nơron nhân tạo được cấu hình cho một ứng dụng cụ thể (nhận dạng mẫu, phân loại dữ liệu,...) thông qua một quá trình

học từ tập các mẫu huấn luyện. Về bản chất học chính là quá trình hiệu chỉnh trọng số liên kết giữa các neuron

2.2.1. Giới thiệu về mạng Neuron nhân tạo

2.2.2. Mô hình mạng Neuron

a. Các kiểu mô hình mạng Neuron

Tự kết hợp

Kết hợp khác kiểu

Kiến trúc truyền thẳng

b. Perceptron

c. Mạng học

Học có giám sát

Học tăng cường

Học không giám sát

d. Hàm mục tiêu

e. Hàm sigmoid

f. Mạng nhiều tầng truyền thẳng

2.3. MÔ HÌNH MARKOV ẨN

Andrei A Markov (1895-1922) đã đưa ra một mô hình dùng để mô hình hoá chuỗi các sự kiện mà xác suất của sự kiện ở thời điểm hiện tại có liên quan đến sự xuất hiện của sự kiện ở thời điểm trước đó. Mô hình đó được gọi là chuỗi Markov

2.3.1. Giới thiệu mô hình Markov ẩn (HMM)

a. Mô hình Markov

b. Mô hình Markov ẩn

2.3.2. Nhận dạng khuôn mặt bằng mô hình Markov ẩn

2.3.3. Ưu điểm và hạn chế

2.4. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

SVM là phương pháp nhận dạng do Vladimir N. Vapnik đề xuất năm 1995. SVM là phương pháp nhận dạng dựa trên lý thuyết học thống kê ngày càng được sử dụng phổ biến trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt là lĩnh vực phân loại mẫu và nhận dạng mẫu. Đồng thời có nhiều tính năng ưu việt so với các phương pháp cổ điển khác: dễ dàng xử lý, xử lý với tính ổn định cao trên dữ liệu phức tạp, có thể có số chiều lớn và quan trọng hơn cả là khả năng xử lý tổng quát.

2.4.1. Sơ lược lý thuyết SVM

a. SVM tuyến tính

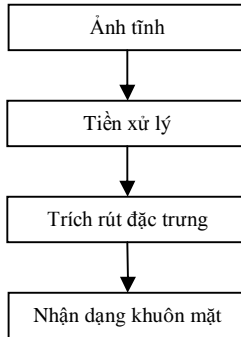
b. SVM phi tuyến tính

2.4.2. Nhận dạng mặt người với SVM

2.4.3. Ưu điểm và hạn chế

CHƯƠNG 3: NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT BẰNG EIGENFACE

3.1. HỆ THỐNG NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT



Hình 3.1: Hệ thống nhận dạng khuôn mặt cơ bản

3.1.1. Tiền xử lý

Quá trình tiền xử lý đối với khuôn mặt nhằm nâng cao chất lượng ảnh, chuẩn hóa dữ liệu, kích thước ảnh. Các ảnh trong nghiên cứu này là có chất lượng tương đối tốt nên ta không cần dùng các thuật toán nâng cao chất lượng ảnh mà ta chỉ cần chuẩn hóa ảnh (Normalize Image). Việc chuẩn hóa này khiến độ lệch giữa 2 điểm ảnh được giảm xuống làm quá trình rút đặc trưng thêm chính xác.

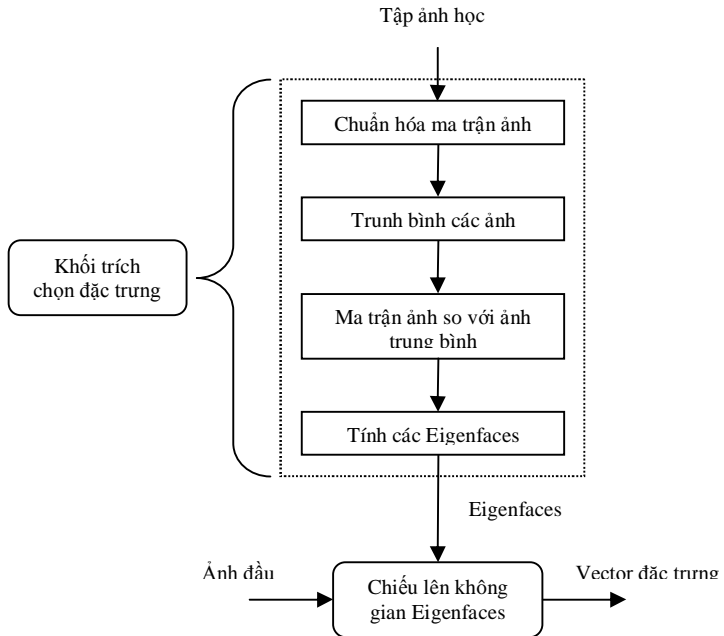
3.1.2. Trích rút đặc trưng

Trích rút đặc trưng là kỹ thuật sử dụng các thuật toán để lấy ra những thông tin mang những đặc điểm riêng biệt của một người.

Các khâu trong quá trình trích chọn đặc trưng:

- Đầu vào: Ảnh đã được chuẩn hóa.
- Đầu ra: vector đặc trưng của ảnh đầu vào.

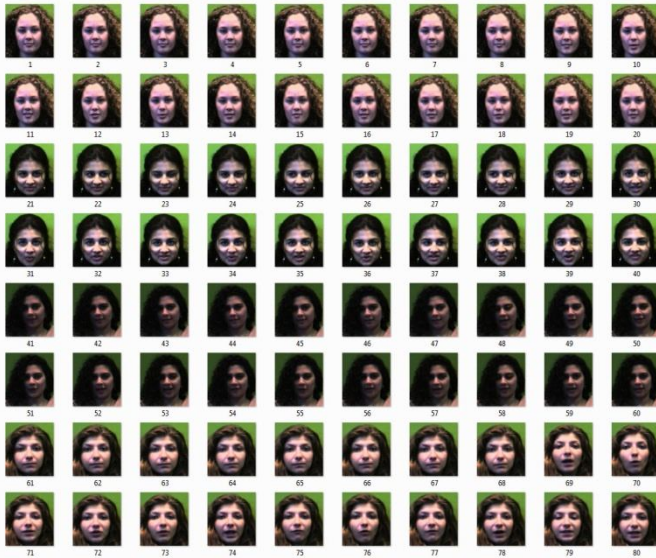
Quá trình trích rút đặc trưng được thể hiện qua lưu đồ sau:



Hình 3.2: Sơ đồ khối trích chọn đặc trưng sử dụng Eigenfaces

a. Tính toán Eigenfaces

Mô hình được xây dựng và kiểm nghiệm trên bộ dữ liệu của Faces94. Bộ dữ liệu lựa chọn có 4 người, mỗi người 20 ảnh. Các ảnh học được xếp vào cùng một thư mục và có đánh số thứ tự. Ảnh có kích thước 180x200 pixel, nền xanh.



Hình 3.3: Dữ liệu ảnh đầu vào

- Chuẩn hóa ma trận ảnh

Chuẩn hóa vector là khâu đầu tiên cần thực hiện khi sử dụng thuật toán PCA. Sự phân bố của một vector trong không gian được thể hiện qua trung bình (mean) và chuẩn (standard) của vector đó.

Cho vector $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, trung bình và chuẩn vector X được tính như sau:

$$\text{mean}(X) = \bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.1)$$

$$\text{std}(X) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2}{N - 1}} \quad (3.2)$$

Theo từ một ảnh Γ ban đầu, ta có trung bình $\bar{\Gamma}$ và chuẩn $\text{std}(\Gamma)$ của Γ .

Phép chuẩn hóa ma trận ảnh được thực hiện theo công thức sau:

$$\Gamma'(x,y) = \frac{\Gamma(x,y) - \bar{\Gamma}}{\text{std}(\Gamma)} \quad (3.3)$$

Kết quả quá trình chuẩn hóa được thể hiện như sau:



Ảnh đầu vào



Ảnh sau chuẩn hóa

Hình 3.4: Chuẩn hóa ảnh

- Tính trung bình tập ảnh đầu vào

Bước này cho ta xác định được gốc tọa độ của không gian vector biểu diễn các ảnh. Ảnh trung bình được tính bằng trung bình cộng của tất cả các ảnh. Ảnh trung bình này thể hiện những điểm giống nhau nhất giữa tất cả các khuôn mặt.

Gọi số ảnh học là M , mỗi ảnh có kích thước $R \times C$.

$$S = \{\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M\} \quad (3.4)$$

Trung bình M ảnh trên được tính theo công thức:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$$

Kết quả thực hiện trên bộ dữ liệu:



Hình 3.5 Trung bình ảnh của tập dữ liệu học

- *Eigenface*:

Theo lý thuyết, eigenface chính là các vector riêng u ứng với các giá trị riêng λ có giá trị lớn nhất của ma trận covariance:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = A A^T \quad (3.11)$$

Để tính nhanh các eigenface này, người ta chuyển sang tính toán với ma trận $L = A^T A$. Ma trận C có kích thước $N^2 \times N^2$, vấn đề tìm vector riêng u_i của ma trận C khó thực hiện vì kích thước quá lớn. Để tìm vector riêng u_i của C ta thực hiện như sau:

Giả sử v_i là vector riêng của ma trận $A^T A$, tức là:

$$A^T A v_i = \lambda_i v_i$$

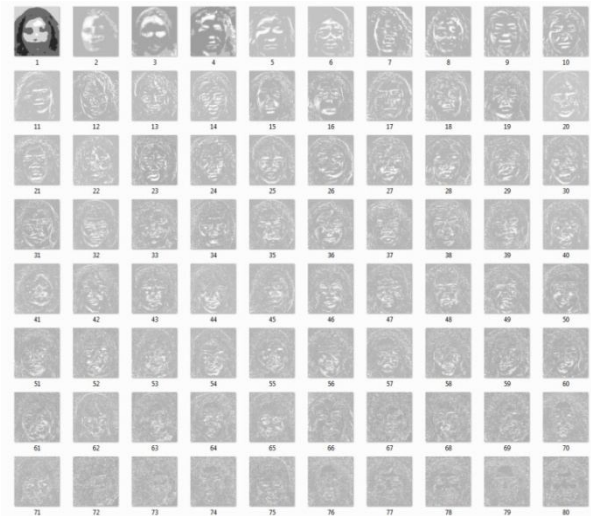
Nhân 2 vế với ma trận A ta được

$$AA^T Av_i = \lambda_i Av_i$$

vậy Av_i là vector riêng của C . Bây giờ ta cần tìm vector riêng v_i của ma trận $L = A^T A$, ma trận L có kích thước $M \times M$. Giả sử v_i là vector riêng tìm được của L . Lúc đó, vector riêng u_i của ma trận C cần tìm là:

$$u_i = \sum_k^M v_{ik} \Phi_k, \quad i = \overline{1, M}$$

Theo công thức (3.12), 80 giá trị riêng cần tìm được thể hiện trên 80 eigenface tương ứng với 80 giá trị riêng được thể hiện trên hình 3.6:



Hình 3.6: Eigenface tìm được

b. Quá trình trích rút đặc trưng

3.1.3. Nhận dạng khuôn mặt

3.2. NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT BẰNG MẠNG NƠRON

3.2.1. Cấu hình mạng

Ta khởi tạo mạng Noron ban đầu với các thông số như sau: Đầu vào mạng là các vector đặc trưng được trích rút bằng phương pháp Eigenfaces, 80 noron đầu vào, 25 noron lớp ẩn, 4 noron ở lớp đầu ra, sử dụng hàm truyền log-sig ở các noron của cả hai lớp mạng, chọn tốc độ học $lr = 0.01$, dùng phương pháp độ dốc gradient để tính lỗi, chọn giá trị lỗi $mse = 1e^{-10}$. Ngoài ra các trọng số và hệ số phân cực được khởi tạo ngẫu nhiên trước khi huấn luyện mạng.

3.2.2. Quá trình huấn luyện mạng

Mạng Noron chúng ta huấn luyện là mạng Noron truyền thẳng, sử dụng thuật toán lan truyền ngược.

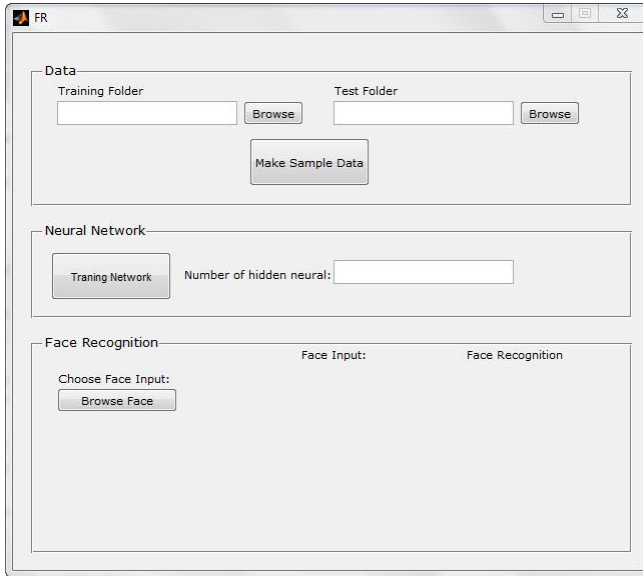
3.3. KẾT QUẢ VÀ PHÂN TÍCH

3.3.1. Cơ sở dữ liệu

Cơ sở dữ liệu cho tài toán được lấy từ tập ảnh Faces94. Tập dữ liệu gồm có 3060 ảnh của 153 người, mỗi người có 20 ảnh khác nhau. Các ảnh được chụp từ một khoản cách cố định, và các đối tượng được chụp mẫu luôn nói chuyện trong suốt quá trình chụp. Ảnh trong bộ dữ liệu có kích thước 180x200, nền xanh. Dữ liệu ta chọn để huấn luyện và kiểm tra như sau:

- Chọn ra 4 tập dữ liệu gồm: Tập 1 (80 ảnh), Tập 2 (160 ảnh), Tập 3 (320 ảnh), Tập 4 (400 ảnh).
- Trong mỗi tập, một người chọn 20 ảnh khác nhau. 16 Ảnh đưa vào huấn luyện và 4 ảnh đưa vào tập kiểm tra.

3.3.2. Giao diện chương trình



Hình 3.8: Giao diện chương trình

Chương trình gồm 3 phần chính

- Phần Data: Tùy chỉnh thư mục chứa dữ liệu Train và thư mục chứa dữ liệu Test
- Phần Neural Network: Huấn luyện mạng Noron.
- Phần Face Recognition: Nhận dạng mặt sử dụng mạng Noron vừa huấn luyện.

a. Tạo tập dữ liệu mẫu

Ta chọn đường dẫn đến thư mục chứa dữ liệu (ảnh) để học và thư mục chứa dữ liệu kiểm tra. Nhấn “Make Sample Data” để tạo dữ liệu mẫu

The screenshot shows a window titled "Data". Inside, there are two sections. The first section has a label "Training Folder" above a text box containing "D:\LuanVan\Train", with a "Browse" button to its right. The second section has a label "Test Folder" above a text box containing "D:\LuanVan\Test", also with a "Browse" button to its right. Below these two sections is a single button labeled "Make Sample Data".

Hình 3.9: Chọn đường dẫn đến tập dữ liệu mẫu

Lúc này, chương trình sẽ chuẩn hóa ảnh đầu vào, tính toán eigenface, trích rút đặc trưng và lưu các vector đặc trưng vào file *z_vectors.txt*. Các vector đặc trưng này sẽ được đưa vào mạng Noron để huấn luyện

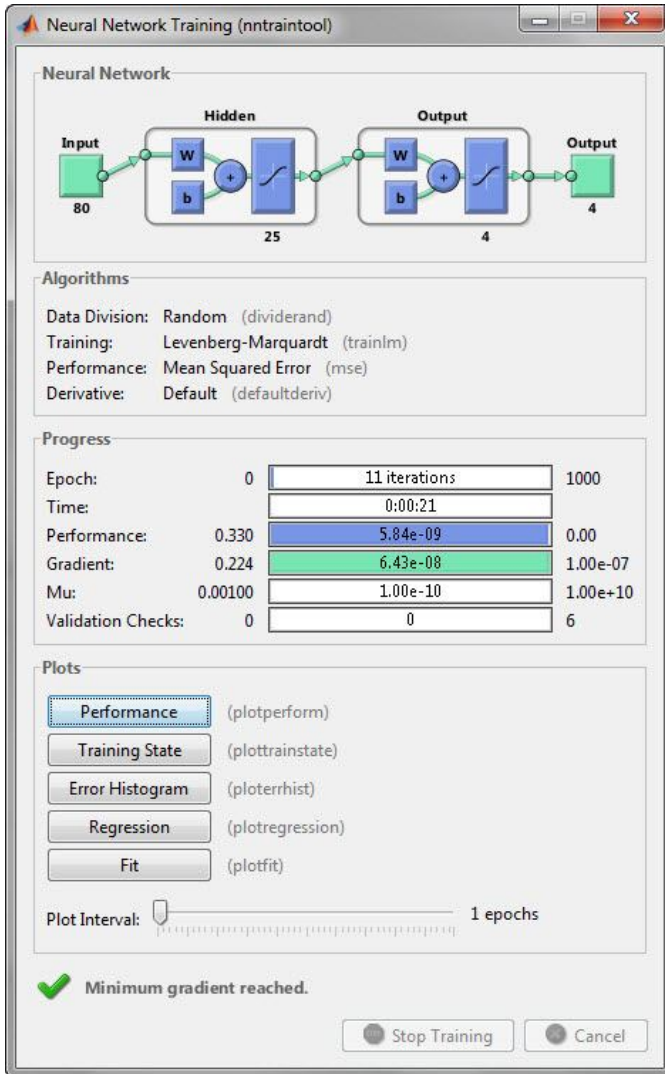
b. Huấn luyện mạng Noron.

Chọn số noron lớp ẩn rồi nhấn vào “Training Network” để bắt đầu huấn luyện mạng Noron.

The screenshot shows a window titled "Neural Network". Inside, there is a button labeled "Training Network" on the left. To its right is a text box with the label "Number of hidden neural:" and the number "25" entered inside it.

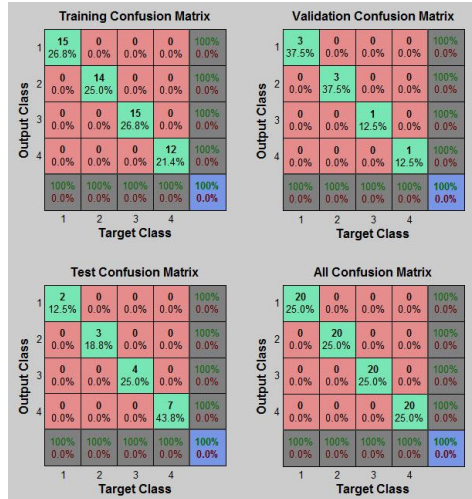
Hình 3.10: Chọn số noron lớp ẩn

Mạng Noron chúng ta huấn luyện gồm 80 vector đầu vào, 25 noron lớp ẩn, 4 lớp đầu ra.



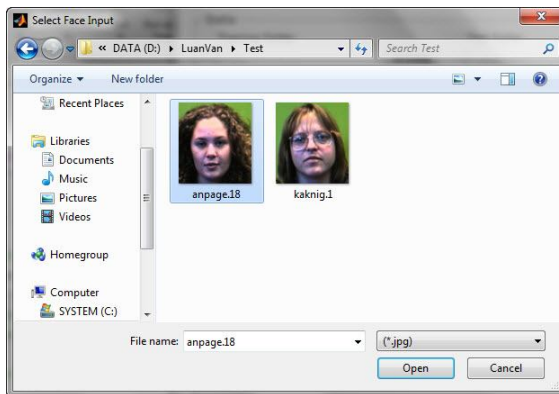
Hình 3.11: Thông tin mạng Noron vừa được huấn luyện

Mạng này có kết quả đầu ra thực tế đúng với đầu ra chúng ta mong muốn, hiệu suất đạt 100%.



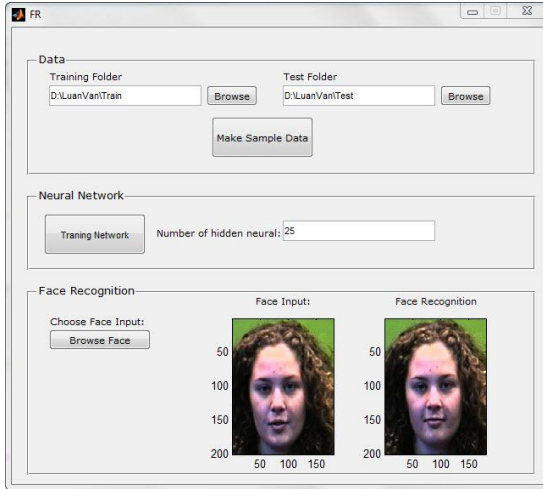
Hình 3.12: Kết quả huấn luyện mạng của Tập 80 ảnh / 4 người

b. Nhận dạng khuôn mặt

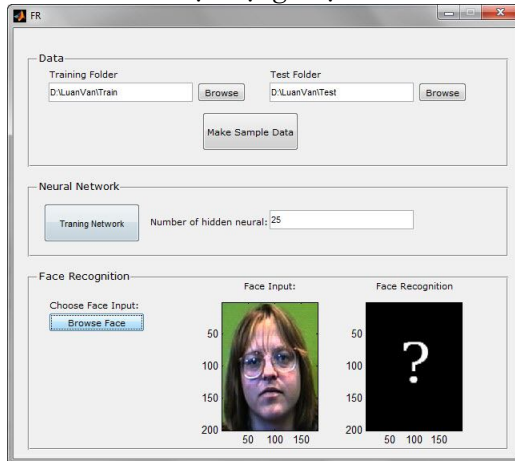


Hình 3.13: Chọn ảnh để nhận dạng

Chương trình sẽ xử lý và trả về kết quả có nhận dạng được người này hay không nhận dạng được.



Hình 3.14: Nhận dạng được ảnh đầu vào



Hình 3.15: Không nhận dạng được ảnh đầu vào

3.3.3. Kết quả thực nghiệm

Bảng 3.1: Hiệu suất nhận dạng khi thay đổi số nơon lớp ẩn

Số Nơon lớp ẩn	5	10	15	20	25	30	35
Hiệu suất (%)	98.39	99.37	99.81	99.83	99.90	99.82	99.81

Số liệu của Bảng 3.1 được lấy từ thực nghiệm trên **Tập 2** (160 ảnh) của bộ dữ liệu, ta thấy số nơron trong lớp ẩn bằng 25 thì sẽ cho hiệu suất nhận dạng cao nhất. Khi dữ liệu đầu vào không đổi, số nơron trong lớp ẩn quá nhiều cũng gây ta khó khăn cho việc học của mạng (cấu trúc phức tạp, dữ liệu ít,...) làm cho tỉ lệ nhận dạng thấp. Ta chọn số nơron lớp ẩn theo phương pháp thực nghiệm, vì mỗi bài toán khác nhau sẽ có số nơron lớp ẩn khác nhau cho hiệu suất nhận dạng cao nhất. Theo kết quả trên ta sẽ chọn số nơron lớp ẩn là 25 cho các lần học của mạng Nơron.

Mỗi lần huấn luyện mạng Nơron các trọng số được khởi tạo ngẫu nhiên, nên sẽ cho các kết quả khác nhau mỗi lần huấn luyện. Với mỗi tập dữ liệu, ta cho huấn luyện nhiều lần rồi lấy kết quả trung bình và kết quả huấn luyện cao nhất để đưa vào Bảng 3.2

Bảng 3.2: Hiệu suất nhận dạng của mạng Nơron

Tập dữ liệu kiểm tra	Hiệu suất (%)	
	Trung bình	Lớn nhất
Tập 1	99.99	100
Tập 2	99.94	100
Tập 3	99.21	100
Tập 4	98.89	100

Bảng 3.3: Hiệu suất nhận dạng bằng các phương pháp khác nhau

Phương pháp	Hiệu suất nhận dạng (%)
Waveletface+k – NN	94.5
Curveletface+k – NN	95.5
Discriminant Waveletface+k – NN	95.5
Discriminant Waveletface – MLP	93.9
Discriminant Waveletface – NFP	96.9
Eigenface – NN	98.9

Kết quả trên được thực hiện từ bộ dữ liệu Faces94, Mỗi người chọn 20 ảnh, 12 ảnh huấn luyện và 8 ảnh kiểm tra.

Từ bảng trên ta thấy được hiệu suất nhận dạng của Eigenface kết hợp với mạng Noron cao hơn hẳn các phương pháp sóng Wavelet kết hợp với mạng Noron.

KẾT LUẬN

Đề tài đã xây dựng hệ thống nhận dạng khuôn mặt dùng phương pháp Eigenfaces kết hợp với mạng Noron, phương pháp này có hiệu suất nhận dạng cao và ổn định hơn hẳn các phương pháp sóng Wavelet. Một ưu điểm nữa có thể thấy qua các kết quả đó là dù lượng thông tin vào mạng nhưng kết quả nhận dạng vẫn cao hơn. Đề thu được kết quả nhận dạng với độ chính xác cao hơn cần tối ưu hơn nữa cấu trúc và các thông số mạng, điều này đòi hỏi thời gian thử nghiệm và huấn luyện mạng lâu hơn.

Mạng Noron là mạng có tính linh hoạt nên ta có thể áp dụng nó không chỉ cho nhận dạng khuôn mặt, mà còn ứng dụng cho nhận dạng vân tay, điệu bộ. Đây chính là một ưu thế của mạng Noron mà những thuật toán khác khó có được.

Tuy nhiên kết quả nhận dạng ta thu được nằm trong những điều kiện cụ thể. Việc ứng dụng hệ thống vào thực tế sẽ gặp những vấn đề thách thức hiện nay như các thông số của môi trường, chất lượng ảnh thu được... Đây là một hướng phát triển của đề tài để đưa hệ thống vào các ứng dụng thực tế như quản lý nhân viên, quản lý an ninh, kiểm soát ra vào.