

NHẬN DẠNG DẤU VÂN TAY SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO

FINGERPRINT RECOGNITION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Nguyễn Sanh Thành¹, Võ Thị Bích Phương¹, Lê Hữu Duy², Phạm Văn Tuấn¹

¹Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng;

nsthanh102@gmail.com, vophuong197@gmail.com; pvtuan@dut.udn.vn

²Trường Cao đẳng Công nghệ, Đại học Đà Nẵng; lhdut@dct.udn.vn

Tóm tắt - Nhận dạng dấu vân tay được sử dụng khá phổ biến trong các hệ thống sinh trắc học. Nhiều phương pháp đã được nghiên cứu nhằm nâng cao hiệu suất và tối ưu hóa hệ thống nhận dạng. Trong bài báo này, một phương pháp hiệu quả để nhận dạng dấu vân tay được nghiên cứu và trình bày dựa trên mô hình huấn luyện mạng nơ-ron nhân tạo sử dụng mạng truyền thẳng đa lớp với thuật toán lan truyền ngược. Ngoài ra, chất lượng cấu trúc đường vân được nâng cao với sự kết hợp giữa bộ lọc Gabor và thuật toán FFT. Hệ thống được đánh giá dựa trên ba tập cơ sở dữ liệu ảnh vân tay FVC2000, FVC2002 và FVC2004. Hiệu năng của phương pháp được đề xuất cũng được so sánh với hai phương pháp khác, đó là Đối sánh và RBF SVM. Kết quả nhận dạng chỉ ra rằng, phương pháp sử dụng mạng nơ-ron cho kết quả nhận dạng cao và đáng tin cậy. Hiệu suất nhận dạng tốt nhất trên các cơ sở dữ liệu có cùng điều kiện trong hệ thống là trên 90% với FAR, FRR đều bằng 4%.

Từ khóa - nhận dạng vân tay; bộ lọc Gabor; thuật toán FFT; mạng nơ-ron nhân tạo; thuật toán lan truyền ngược.

Abstract - Fingerprint recognition has been popularly used in biometric systems. A lot of methods have been studied to improve performance and optimize recognition system. In this paper, an effective method based on the training artificial neural network model using multi-layer perceptron with back-propagation algorithm is studied and presented to recognize fingerprint. In addition, the quality of ridge line is enhanced with the combination of Gabor filter and Fast Fourier Transform algorithm. This system is evaluated by using three database sets FVC2000, FVC2002, FVC2004. The performance of the proposed method is compared with that of two other methods, including Matching and RBF SVM. The recognition results indicate that the approach using neural network has high recognition result and reliability. The best performance of this system on the same condition database sets is over 90% with both FAR and FRR of 4%.

Key words - fingerprint recognition; Gabor Filter; FFT algorithm; Artificial Neural Network; Back-Propagation algorithm.

1. Giới thiệu

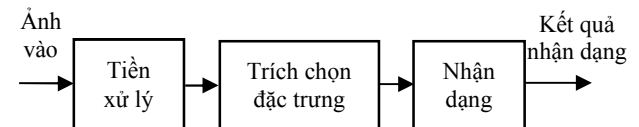
Hệ thống nhận dạng dấu vân tay là một trong những hệ thống sinh trắc học được sử dụng phổ biến bởi tính duy nhất, độ ổn định và hiệu suất cao. Để nhận dạng được dấu vân tay, cần phải đối sánh dấu vân tay với cơ sở dữ liệu đã được lưu trong hệ thống. Có nhiều phương pháp nhận dạng đã được đề xuất. Dựa vào kỹ thuật đối sánh, có các phương pháp như đối sánh dựa vào mạng nơ-ron nhân tạo; đối sánh sử dụng các bộ xử lý song song hay các kiến trúc khác [1]. Dựa vào thuộc tính, có 3 phương pháp chính được sử dụng: nhận dạng dựa vào đặc tính vân [2], nhận dạng dựa vào độ tương quan [3] và nhận dạng dựa vào điểm đặc trưng [4]. Trong đó, nhận dạng dựa vào điểm đặc trưng là phương pháp phổ biến nhất và được sử dụng rộng rãi nhất. Phương pháp này đã được thực hiện bởi Sachin Harne và cộng sự Uniascit [5], R.Dharmendra Kumar và các cộng sự [6].

Trích các điểm đặc trưng đóng vai trò quan trọng, làm cơ sở dữ liệu cho quá trình nhận dạng. Vì vậy ảnh đầu vào cần phải qua bước tiền xử lý để nâng cao chất lượng ảnh. Một số phương pháp đã được đề xuất như bộ lọc Wiener, cân bằng lược đồ xám, bộ lọc Isotropic và Anisotropic, bộ lọc Gabor, thuật toán FFT. Trong đó, việc kết hợp giữa thuật toán FFT và bộ lọc Gabor được sử dụng phổ biến trong các bài báo trước đây và kết quả ảnh có chất lượng tốt nhất [7], [8]. Tăng cường ảnh vân tay sử dụng biến đổi FFT giúp tăng chất lượng của đường vân, lấp đầy các lỗ trống và nối các đường vân bị đứt [5]. Trong khi đó, bộ lọc Gabor loại bỏ nhiễu đồng thời cải thiện cấu trúc đường vân và rãnh [8].

Phương pháp nhận dạng dấu vân tay sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo được lựa chọn trong bài báo này. Vector đặc trưng được tạo ra trên cơ sở các điểm đặc trưng (điểm rẽ nhánh và điểm kết thúc) của vân tay đã được trích chọn,

sau đó đưa vào mạng nơ-ron để huấn luyện. Kết thúc quá trình huấn luyện sẽ tạo ra một mô hình mạng nơ-ron với các trọng số của mạng phục vụ cho quá trình nhận dạng. Mạng truyền thẳng đa lớp và thuật toán lan truyền ngược sai số (Back Propagation) được sử dụng để huấn luyện mạng nơ-ron [12]. Hệ thống được xây dựng và đánh giá trên 3 điều kiện khác nhau với cơ sở dữ liệu được lấy từ cuộc thi FVC (Fingerprint Verification Competition) qua các năm 2000, 2002, 2004 [9], [10], [11]. Đồng thời, hiệu năng của phương pháp đề xuất cũng được so sánh với hai phương pháp đối sánh và RBF SVM.

Sơ đồ khối tổng quát của hệ thống nhận dạng dấu vân tay được mô tả ở Hình 1.



Hình 1. Sơ đồ khối chức năng quá trình nhận dạng

Nội dung bài báo được cấu trúc như sau: Phần 2 trình bày các thuật toán được sử dụng trong hệ thống nhận dạng dấu vân tay, bao gồm quá trình tiền xử lý, trích chọn đặc trưng và nhận dạng dùng mạng nơ-ron; Phần 3 trình bày các kết quả đạt được và đánh giá; cuối cùng là kết luận.

2. Thuật toán nhận dạng dấu vân tay

2.1. Tiền xử lý

Ảnh đầu vào thường có chất lượng thấp nên cần tiền xử lý để cải thiện chất lượng ảnh bằng một số phép biến đổi thông thường, đồng thời làm tiền đề cho quá trình trích chọn đặc trưng. Quá trình tiền xử lý được áp dụng trong bài báo này bao gồm chuẩn hóa, phân vùng ảnh, ước lượng hướng, ước lượng tần số vân tay, lọc bằng bộ lọc Gabor và

lọc trong miền tần số sử dụng phép biến đổi Fourier.

2.1.1. Chuẩn hóa

Mục đích của giai đoạn chuẩn hóa này là nhằm giảm độ sai lệch về mức xám giữa đường vân và rãnh để thuận tiện cho các giai đoạn xử lý về sau [5]. Chuẩn hóa cho phép điều chỉnh giá trị mức xám các điểm ảnh để đạt được giá trị trung bình mức xám (mean) và độ sai lệch mức xám (variance) mong muốn cho trước.

Giả sử $I(i,j)$ và $N(i,j)$ là giá trị mức xám tại điểm ảnh (i,j) của ảnh đầu vào và sau khi chuẩn hóa. Công thức tính giá trị chuẩn hóa ảnh [7]:

$$N(i,j) = M_0 + \frac{std_0}{std} (I(i,j) - M) \quad (1)$$

Trong đó: M_0 , std_0 là độ xám trung bình và độ sai lệch mức xám mong muốn. M , std là độ xám trung bình và độ sai lệch mức xám của ảnh I có kích thước $M \times N$.

2.1.2. Phân vùng ảnh

Phân vùng ảnh là chọn ra được vùng ảnh vân tay cần quan tâm dùng cho việc nhận dạng, bao gồm các đường vân và rãnh rõ ràng.

Phương pháp đề xuất cho việc phân vùng ảnh là sử dụng một ngưỡng về độ sai lệch mức xám. Gọi $I(i,j)$ là giá trị mức xám của vân tay tại điểm ảnh (i,j) . Thuật toán phân vùng được trình bày tóm tắt như sau [8]:

1. Phân chia ảnh thành các khối liên tiếp không trùng nhau, mỗi khối có kích thước $W \times W$.

2. Tính toán độ sai lệch mức xám $v(i,j)$ cho mỗi khối (i,j) như sau:

$$v(i,j) = \frac{1}{W^2} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i,j) - M(i,j))^2 \quad (2)$$

3. Chọn các khối có độ sai lệch lớn hơn ngưỡng T cho trước là các khối hợp lệ.

2.1.3. Ước lượng hướng

Trong bài báo này, hướng đường vân được sử dụng cho bộ lọc Gabor [8]. Bình phương tối thiểu là phương pháp thông dụng để thực hiện ước lượng hướng dựa vào giá trị gradient để tìm ra hướng mạnh nhất.

Thuật toán ước lượng hướng đường vân theo phương pháp này bao gồm các bước sau [8]:

1. Ước lượng hướng cho mỗi khối liên tiếp không trùng nhau của ảnh vân tay với kích thước mỗi khối là $W \times W$ (với W đề nghị là 16).

2. Tính toán giá trị gradient và theo hướng $x - \partial_x(i,j)$ và hướng $y - \partial_y(i,j)$ cho mỗi pixel của khối. Toán tử gradient được sử dụng là toán tử Sobel.

$$\begin{aligned} V_x(i,j) &= \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} 2\partial_x(u,v)\partial_y(u,v) \\ V_y(i,j) &= \sum_{u=i-\frac{W}{2}}^{i+\frac{W}{2}} \sum_{v=j-\frac{W}{2}}^{j+\frac{W}{2}} (\partial_x(u,v)^2 - \partial_y(u,v)^2) \\ \theta(i,j) &= \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{V_x(i,j)}{V_y(i,j)}\right) \end{aligned} \quad (3)$$

$\theta(i,j)$ là giá trị ước lượng bình phương tối thiểu của

hướng cục bộ của đường vân tại tâm (i,j) của mỗi khối.

3. Sử dụng lọc Gaussian làm mượt các trường hướng và chỉnh sửa những vân cục bộ sai [8].

2.1.4. Ước lượng tần số vân tay

Tần số đường vân cũng ảnh hưởng đến bộ lọc Gabor. Trong hệ thống này thì phương pháp Counting - Based được chọn để tính khoảng cách đường vân [8]. Phương pháp này rất hiệu quả trong trường hợp vùng vân tay không chứa điểm core hoặc điểm delta.

Gọi N là ảnh được chuẩn hóa, θ là trường hướng đường vân. Thuật toán ước lượng tần số theo phương pháp này bao gồm các bước sau [8]:

1. Phân chia ảnh N thành các khối có kích thước $W \times W$.

2. Với mỗi khối tâm tại (i,j) , tính toán cửa sổ hướng kích thước $l \times w$.

3. Với mỗi khối tâm tại (i,j) , tính toán x-signature, $X[0]$, $X[1]$, ..., $X[l-1]$ của đường vân và rãnh trong cửa sổ hướng, trong đó:

$$X[k] = \frac{1}{w} \sum_{d=0}^{w-1} I(u, v), \quad k = 0, 1, \dots, l-1 \quad (4)$$

2.1.5. Lọc Gabor

Bộ lọc Gabor dựa vào tần số và hướng vân giúp làm rõ ảnh vân tay một cách hiệu quả [1]. Bộ lọc Gabor có tác dụng loại bỏ nhiễu, cải thiện cấu trúc đường vân và rãnh. Bộ lọc Gabor đối xứng hai chiều có dạng [7]:

$$G(x, y, \theta, f) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{\theta}^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_{\theta}^2}{\sigma_y^2}\right)\right\} \cos(2\pi f x_{\theta}) \quad (5)$$

Trong đó θ là hướng của bộ lọc Gabor, $[x_0, y_0]$ là tọa độ của $[x, y]$ sau khi quay theo chiều kim đồng hồ của trục descartes một góc $[90^\circ - \theta]$, f là tần số của sóng mặt phẳng sin, σ_x và σ_y là hằng số không gian Gaussian theo trục tọa độ x và y .

Ảnh sau khi lọc cho bởi công thức sau:

$$E(i,j) = \begin{cases} 0 & \text{if } mask(i,j) = 0 \\ \sum_{u=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} \sum_{v=-\frac{W}{2}}^{\frac{W}{2}} G(u,v, \theta(i,j), f) N(i-u, j-v) & \text{if } mask(i,j) = 1 \end{cases}$$

2.1.6. Lọc trong miền tần số

Phương pháp này được đề xuất bởi Watson, Candela, Grother (1994), thay vì tính toán hướng và tần số đường vân, ta tăng cường ảnh trong miền tần số bằng biến đổi Fourier, thực hiện bằng cách nhân biến đổi Fourier của khối với phổ biên độ mũ k [1], [6].

Thuật toán được thực hiện theo các bước sau:

1. Chia ảnh N thành các khối có kích thước $W \times W$ và thực hiện biến đổi Fourier 2 chiều theo công thức:

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{W-1} \sum_{y=0}^{W-1} f(x, y) \times \exp\left\{-j2\pi \times \left(\frac{ux + vy}{W}\right)\right\}$$

2. Để tăng cường theo tần số trội, ta nhân FFT của khối với biên độ mũ k của khối. Khối sau khi tăng cường:

$$I_{enh}(x, y) = FFT^{-1}\left\{F(u, v)|F(u, v)|^k\right\} \quad (6)$$

2.2. Trích chọn đặc trưng

2.2.1. Nhị phân hóa

Bài báo này sử dụng phương pháp kết hợp bộ lọc Gabor và FFT để nâng cao chất lượng ảnh vân tay, đồng thời nhị phân hóa ảnh vân tay phục vụ cho việc trích các điểm đặc trưng minutiae [6].

Với 2 ảnh vân tay sau khi thực hiện bộ lọc Gabor và FFT, tiến hành cộng các giá trị mức xám lại với nhau. So sánh để phân ngưỡng giá trị cho ảnh nhị phân.

$$I(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(x, y) \geq 255 \\ 0 & \text{if } I(x, y) < 255 \end{cases}$$

2.2.2. Làm mảnh ảnh

Với ảnh nhị phân, thuật toán làm mảnh các đường vân về độ rộng 1 pixel để thuận tiện cho việc trích đặc trưng. Các điều kiện được đưa ra bởi L.Lam [13].

Điều kiện C1:

$$X_H(p) = 1 \text{ với } X_H(p) = \sum_{i=1}^4 b_i$$

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{2i-1} = 0 \text{ and } (x_{2i} = 1 \text{ or } x_{2i+1} = 1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Điều kiện C2:

$$2 \leq \min\{n_1(p), n_2(p)\} \leq 3 \text{ với:}$$

$$n_1(p) = \sum_{i=1}^4 x_{2k-1} \vee x_{2k}, n_2(p) = \sum_{i=1}^4 x_{2k} \vee x_{2k+1}$$

$$\text{Điều kiện C3: } (x_2 \vee x_3 \vee \overline{x_8}) \wedge x_1 = 0$$

$$\text{Điều kiện C3': } (x_6 \vee x_7 \vee \overline{x_4}) \wedge x_5 = 0$$

Việc làm mảnh được tiến hành theo thuật toán sau:

Phân chia hình ảnh thành 2 trường con riêng biệt:

- Ở trường con thứ 1, xóa pixel p nếu thỏa mãn cả 3 điều kiện C1, C2, C3.

- Ở trường con thứ 2, xóa pixel p nếu thỏa mãn cả 3 điều kiện C1, C2, C3'.

2.2.3. Trích các điểm đặc trưng Minutiae

Các điểm đặc trưng sẽ được trích dựa trên ảnh đã được làm mảnh là các điểm kết thúc và điểm rẽ nhánh. Thuật toán sử dụng trong bài báo này để tìm điểm minutiae là Crossing Number [1]. Giả sử (x, y) là một điểm trên đường vân đã được làm mảnh và $p_0, p_1, \dots, p_7$ là 8 điểm xung quanh nó thì:

$$cn(p) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |val(p_{i \bmod 8}) - val(p_{i-1})| \quad (7)$$

$cn(p)=1$, (x, y) là điểm kết thúc.

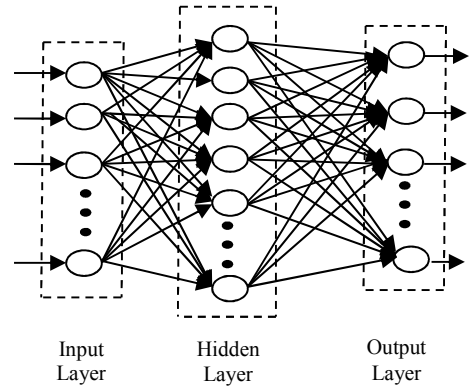
$cn(p)=2$, (x, y) là điểm nằm trên đường vân.

$cn(p)=3$, (x, y) là điểm rẽ nhánh.

2.3. Huấn luyện mạng nơ-ron để nhận dạng vân tay

Mạng nơ-ron nhân tạo là một hệ thống gồm nhiều phần tử xử lý đơn giản (hay còn gọi là nơ-ron) hoạt động song song và được nối với nhau bởi các liên kết có trọng số để kích thích hoặc ức chế giữa các nơ-ron. Có nhiều kiến trúc mạng nơ-ron khác nhau như mạng hồi quy (feed-back), mạng truyền thẳng (feed-forward), mạng tự tổ chức (self-

organizing) [12], [14].



Hình 2. Mạng nơ-ron hai lớp truyền thẳng

2.3.1. Huấn luyện mạng nơ-ron

a. Phương pháp học

Đặc trưng cơ bản của mạng là có khả năng học, khả năng tái tạo các hình ảnh và dữ liệu khi đã học. Trong trạng thái học, thông tin được lan truyền theo hai chiều nhiều lần để học các trọng số. Có 3 kiểu học chính là học có giám sát, học không giám sát và học tăng cường [14].

b. Thuật toán huấn luyện mạng

Bài báo sử dụng mạng truyền thẳng đa lớp và thuật toán lan truyền ngược các sai số (Back-Propagation) để huấn luyện mạng [12].

Quá trình huấn luyện mạng chính là quá trình huấn luyện các mẫu học $X_s = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ để giá trị ra cuối cùng $T_s = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ như ta mong muốn.

- Quá trình truyền thẳng:

Giá trị đầu ra tại nơ-ron thứ j của một lớp bất kì:

$$\text{out}_j = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_j}} \text{ với } \text{net}_j = \sum_{i=0}^m w_{ji} x_{ji} \quad (8)$$

Trong đó w_{ji} , x_{ji} tương ứng là trọng số liên kết và giá trị đầu vào từ đầu vào thứ i đến nơ-ron thứ j , m là số phần tử của lớp trước đó.

- Quá trình lan truyền ngược các sai số:

Tại mỗi nơ-ron đầu ra k , ta tính lỗi giá trị,

$$\delta_k = o_k (1 - o_k) (t_k - o_k) \quad (9)$$

với t_k là giá trị đầu ra mong muốn thứ k .

Đối với mỗi nơ-ron trong lớp ẩn,

$$\delta_h = o_h (1 - o_h) \sum_{k \in \text{outputs}} w_{jk} \delta_k \quad (10)$$

với outputs là tập hợp các nơ-ron ở lớp ra, w_{jk} là trọng số liên kết từ k nơ-ron lớp ra đến nơ-ron thứ j của lớp ẩn.

Quá trình cập nhật lại trọng số:

$$w_{jk} = w_{jk} + \Delta w_{jk} \quad (11)$$

Nếu gọi η là hệ số học thì $\Delta w_{jk} = \eta \delta_h o_k$. Sau khi cập nhật những trọng số này, các mẫu trong tập X_s lại tiếp tục đưa vào mạng, quá trình này sẽ diễn ra cho tới khi giá trị lỗi $E_d < \varepsilon$ cho trước:

$$E_d = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - o_k)^2 \quad (12)$$

với t_k là giá trị ra mong muốn của nơ-ron k cho mẫu huấn luyện d , o_k là giá trị ra thực của nơ-ron k .

2.3.2. Cấu hình mạng

Theo đánh giá thực nghiệm, số nơ-ron trong lớp ẩn càng nhiều thì khả năng nhận dạng càng chính xác. Tuy nhiên khi số nơ-ron trong lớp ẩn đạt đến ngưỡng thì tỉ lệ nhận dạng sẽ giảm. Đồng thời, khi dữ liệu đầu vào không đổi, số nơ-ron trong lớp ẩn quá nhiều cũng gây ra khó khăn cho việc huấn luyện của mạng làm cho hiệu suất nhận dạng thấp. Do đó, để tối ưu ta khởi tạo mạng nơ-ron ban đầu với các thông số như sau: Đầu vào mạng là các vector đặc trưng chứa các điểm minutiae được trích rút từ giai đoạn Trích chọn đặc trưng, 100 nơ-ron trong lớp ẩn, 50 nơ-ron ở lớp đầu ra tương ứng với 50 đối tượng được đưa vào huấn luyện, sử dụng hàm truyền log-sig ở các nơ-ron của cả hai lớp mạng, chọn hệ số học $\eta=0.01$, dùng phương pháp độ dốc gradient để tính lỗi, chọn giá trị lỗi MSE=0.001. Ngoài ra, các trọng số và hệ số phân cực được khởi tạo ngẫu nhiên trước khi huấn luyện mạng.

3. Kết quả thực nghiệm và đánh giá

3.1. Cơ sở dữ liệu

Cơ sở dữ liệu cho bài toán nhận dạng dấu vân tay được phân thành tập huấn luyện và tập kiểm tra dựa trên các tập cơ sở dữ liệu của FVC, bao gồm FVC2000, FVC2002, FVC2004. Để đánh giá hệ thống, ta xây dựng cơ sở dữ liệu gồm 3 tập dữ liệu với 3 điều kiện khác nhau dựa trên DB2A của FVC2000 [9], DB2A của FVC2002 [10] và DB2A của FVC2004 [11] như trong Bảng 1. Cấu trúc của mỗi tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra được mô tả ở Bảng 2.

Bảng 1. Đặc điểm của cơ sở dữ liệu FVC được sử dụng

Cơ sở dữ liệu	Cảm biến	Kích thước ảnh	Số lượng ảnh	Độ phân giải
FVC2000 DB2A (loại 1)	Low-cost Capacitive Sensor	256x364	100x8	500 dpi
FVC2002 DB2A (loại 2)	Optical Sensor FX2000	296x560	100x8	569 dpi
FVC2004 DB2A (loại 3)	Capacitive Sensor URU 4000	328x364	100x8	500 dpi

Bảng 2. Cấu trúc của tập dữ liệu huấn luyện và kiểm tra

Tập dữ liệu	Ảnh huấn luyện	Ảnh đầu vào để đánh giá
Tập 1	50 người x 3 ảnh = 150 ảnh loại 1	50 ảnh loại 1; 25 ảnh loại 2
Tập 2	50 người x 3 ảnh = 150 ảnh loại 2	50 ảnh loại 2; 25 ảnh loại 3
Tập 3	15 người x 3 ảnh = 45 ảnh loại 1; 45 ảnh loại 2; 20 người x 3 ảnh = 60 ảnh loại 3	40 ảnh loại 1; 40 ảnh loại 2; 70 ảnh loại 3

3.2. Tiêu chí đánh giá

Để đánh giá sự hiệu quả của hệ thống, ba đại lượng được sử dụng đó là: Recall, Equal Error Rate (EER) và Accuracy (ACC).

• *Recall*: đại lượng này được sử dụng khi một phần của cơ sở dữ liệu được dùng cho việc huấn luyện, phần còn lại được dùng cho việc kiểm tra. Tập ảnh kiểm tra sẽ không có sự xuất hiện của những người lạ.

$$Recall = \frac{\text{Số lần nhận dạng đúng}}{\text{Tổng số lần nhận dạng}} \tag{13}$$

• *EER*: Với sự xuất hiện của người lạ, hệ thống sẽ sử dụng một chỉ số gọi là ngưỡng (threshold) để quyết định người đó có được chấp nhận hay không. Bảng 3 là ma trận phân loại cho hai loại đối tượng với P đại diện cho người có thẩm quyền và N đại diện cho người không có thẩm quyền. Dựa vào Bảng 3, số lần người không có thẩm quyền được hệ thống cho qua là FN. Tương tự, ta rút ra định nghĩa của TN, TP và FP. Tỉ lệ chấp nhận sai (FAR – False Acceptance Rate) là tỉ lệ một người không có thẩm quyền bị chấp nhận sai bởi hệ thống. Tỉ lệ từ chối sai (FRR – False Rejection Rate) là tỉ lệ một người có thẩm quyền bị từ chối bởi hệ thống. FAR và FRR được tính theo công thức:

$$FAR = \frac{FN}{TN + FN}, \quad FRR = \frac{FP}{TP + FP} \tag{14}$$

Với các ngưỡng khác nhau, FAR và FRR sẽ cho các giá trị tương ứng. *EER* được định nghĩa là giao điểm của hai đường FAR và FRR.

Bảng 3. Ma trận phân loại cho hai loại đối tượng

		Trạng thái	
		Cho phép	Từ chối
Loại đối tượng	Có thẩm quyền (P)	True (T)	False (F)
	Không thẩm quyền (N)	False (F)	True (T)

• *ACC*: ACC là tỉ lệ mà hệ thống nhận dạng đúng các đối tượng. Nó được tính theo công thức:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \tag{15}$$

3.3. Kết quả phân tích

3.3.1. Hiệu suất hệ thống

Mức độ hiệu quả của các hệ thống được xem xét là nhận dạng đúng những đối tượng có trong cơ sở dữ liệu (không có sự tấn công của người lạ). Bảng 4 trình bày tỉ lệ nhận dạng đúng khi hệ thống được thử nghiệm trên ba tập cơ sở dữ liệu có điều kiện khác nhau với các phương pháp Đối sánh, RBF SVM và mạng nơ-ron.

Bảng 4. Kết quả nhận dạng

Cơ sở dữ liệu	Hệ thống		
	Đối sánh	RBF SVM	Mạng nơ-ron
Tập 1	88%	90%	92%
Tập 2	92%	96%	94%
Tập 3	86%	88%	90%

Bảng 5. Kết quả độ tin cậy

Cơ sở dữ liệu	EER			ACC (%)		
	Đối sánh	RBF SVM	Mạng nơ-ron	Đối sánh	RBF SVM	Mạng nơ-ron
Tập 1	0.2	0.06	0.05	85.33	88	90.67
Tập 2	0.12	0.03	0.04	88	94.67	92
Tập 3	0.27	0.22	0.12	82.67	83.33	88

Từ Bảng 4, ta thấy hiệu suất của mạng nơ-ron tốt hơn

hắn so với phương pháp đối sánh trong cùng tập cơ sở dữ liệu. Khi dữ liệu đầu vào thay đổi thì hiệu suất nhận dạng mạng nơ-ron cũng ổn định hơn nhiều so với phương pháp đối sánh. Trong khi đó, đối với tập cơ sở dữ liệu đơn giản nhất thì RBF SVM cho kết quả nhận dạng tốt hơn mạng nơ-ron và gần tương đương. Đối với tập cơ sở dữ liệu phức tạp nhất (tập 3), khi có sự thay đổi lớn về chất lượng ảnh cũng như độ phức tạp, mạng nơ-ron cho hiệu suất nhận dạng tốt hơn so với RBF SVM. Kết quả kiểm tra của mạng nơ-ron với tập 3 là cao hơn kết quả của RBF SVM.

3.3.2. Độ tin cậy hệ thống

Mức độ hiệu quả mà hệ thống có thể mang lại được xem xét khi có sự hiện diện của những đối tượng lạ không có trong cơ sở dữ liệu. EER và ACC được dùng để đánh giá độ tin cậy của các hệ thống.

Hệ thống sử dụng mạng nơ-ron hoạt động khá tốt với các tập cơ sở dữ liệu, hệ thống cho kết quả EER thấp và độ chính xác cao hơn hẳn so với phương pháp đối sánh. Với cơ sở dữ liệu nhỏ và đơn giản nhất, hệ thống sử dụng RBF SVM có kết quả EER thấp hơn và hiệu suất nhận dạng cao hơn mạng nơ-ron. Với cơ sở dữ liệu lớn có độ phức tạp cao hơn như tập 3, RBF SVM tỏ ra không đáng tin cậy. Kết quả trong Bảng 5 một lần nữa cho thấy phương pháp RBF SVM chỉ nên được sử dụng cho các tập dữ liệu không có sự thay đổi lớn. Ngược lại, hệ thống sử dụng mạng nơ-ron thì ổn định và đáng tin cậy.

4. Kết luận

Với 3 tập cơ sở dữ liệu được lấy mẫu trong các điều kiện khác nhau cũng như phương pháp đánh giá được nêu ra trong bài báo, hệ thống sử dụng mạng nơ-ron đã đạt được hiệu suất trên 90% cùng với độ tin cậy tốt hơn hai phương pháp đối sánh và RBF SVM trong hầu hết các trường hợp. Với những cơ sở dữ liệu đơn giản thì RBF được ưu tiên hơn so với mạng nơ-ron. Ngược lại, với cơ sở dữ liệu thay đổi phức tạp thì mạng nơ-ron tốt hơn RBF SVM. Tuy nhiên, để thu được kết quả nhận dạng với hiệu suất cao hơn cần tối ưu cấu trúc và các thông số mạng nơ-ron, điều này đòi hỏi thời gian thử nghiệm và huấn luyện mạng lâu hơn.

Tuy nhiên, kết quả nhận dạng trong bài báo này 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, hiệu suất và độ tin cậy của hệ thống giảm xuống đáng kể do sẽ xuất hiện nhiều điểm giả trong quá trình làm mảnh đường vân, làm thay đổi độ sáng ảnh hưởng tới quá trình phân vùng. Để khắc phục các hạn chế này có thể dùng rút

trích đặc trưng trên ảnh xám, phân vùng dựa vào hướng đường vân. Ngoài ra, cần xem xét sử dụng một mô hình khác như K-nearest Neighbor (KNN) hoặc Support Vector Machine (SVM) với hàm nhân mới để nhận dạng trong tương lai.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K.Jain, Salid Prabhakar, "Handbook of Fingerprint Recognition", Second Edition, Springer, 2009.
- [2] Dorasamy, Kribashnee, "Fingerprint Classification Using a simplified Rule-set Based On Directional patterns And Singularity features", IEEE 2015 International Conference on Biometrics, pp 400-407, May 2015.
- [3] Akhtar, Zahid, "Correlation based fingerprint liveness detection", IEEE, pp 305-310, May 2015.
- [4] Ozkan, Savas, "Fingerprint recognition with geometric relation of minutiae points", IEEE, pp 875-878, May 2015.
- [5] Sachin Hame, Prof. K. J. Satao, "Minutiae Fingerprint Recognition Using Hausdorff Distance", Sachin Hame et al UNIASCIT, Vol 1, pp. 16-22, 2011.
- [6] R.Dharmendra Kumar, Kaliyaperumal Karthikeyan, T.Ramakrishna, "Fingerprint Image Enhancement Using FFT for Minutia Matching with Binarization", International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), Volume 1, Issue 8, October 2012.
- [7] J. S. Chen, Y. S. Moon, K. F. Fong, "Efficient Fingerprint Image Enhancement for Mobile Embedded Systems", Biometric Authentication Lecture Notes in Computer Science Volume 3087, 2004, pp 146-157, Sept 2008.
- [8] IG. Babatunde, AO. Charles, AB. Kayode, O. Olatubosun, "Fingerprint Image Enhancement: Segmentation to Thinning", International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 3, pp. 8-14, 2012.
- [9] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman and A.K.Jain, "FVC2000: Fingerprint Verification Competition", IEEE PAMI, Vol. 24, No. 23, pp. 402-412, March 2002.
- [10] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman and A.K. Jain, "FVC2002: Second Fingerprint Verification Competition", in Proceedings 16th International Conference on Pattern Recognition, Québec City, Vol. 3, pp. 811-814, 2002.
- [11] D. Maio, D. Maltoni, R. Cappelli, J.L. Wayman and A.K. Jain, "FVC2004: Third Fingerprint Verification Competition", in Proceedings 1st International Conference on Biometric Authentication, LNCS 3072, pp. 1-7, 2004.
- [12] Atanu Chatterjee, Shuvankar Mandal, G. M. Atiqur Rahaman, and Abu Shamim Mohammad Arif, "Fingerprint Identification and Verification System by Minutiae Extraction Using Artificial Neural Network", JCIT, Vol. 01, Issue 01, 2010.
- [13] L.Lam, S. Lee, C.Y.Suen, "Thinning Methodologies - A Comprehensive Survey", IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 9, Sept. 1992.
- [14] Kalpna Kashyap, Meenakshi Yadav, "Fingerprint Matching Using Neural Network Training", International Journal Of Engineering And Computer Science, Volume 2, Issue 6 June, pp. 2041-2044, 2013.

(BBT nhận bài: 11/04/2016, phản biện xong: 05/05/2016)