

HOMEWORK 01

PATTERN RECOGNITION INNOVATIONS

PATTERN RECOGNITION | 2020

Instructors: **Lê Hoàng Thái**
 Nguyễn Ngọc Thảo

<u>Students:</u>	Nguyễn Huỳnh Xuân Mai	1712091
	Nguyễn Gia Thuận	1712174
	Mai Công Trình	1712840

1. Mô tả tổng quan của giải pháp được chọn

Nhận dạng bằng sinh trắc học đã nhận được sự quan tâm sâu rộng trong thập kỷ qua với nhu cầu ngày càng tăng trong nhận dạng cá nhân tự động. Sinh trắc học là một phương pháp xác định các cá nhân dựa trên các đặc điểm sinh lý hoặc hành vi. Trong số tất cả các kỹ thuật sinh trắc học, nhận dạng vân tay là phương pháp phổ biến nhất và được sử dụng thành công trong nhiều ứng dụng.

Các phương pháp tiếp cận chính để nhận dạng dấu vân tay ngày nay có thể được phân loại thành phương pháp tiếp cận dựa trên đặc trưng (feature-based) và phương pháp tiếp cận tương quan (correlation-based)

Tuy nhiên, mỗi phương pháp tiếp cận này đều có những mặt hạn chế riêng (được nêu ở phần sau của bài viết) nên một thuật toán nhận dạng mới đã được đề xuất: *nhận dạng sử dụng so khớp dựa trên đặc trưng kết hợp với nhận dạng*

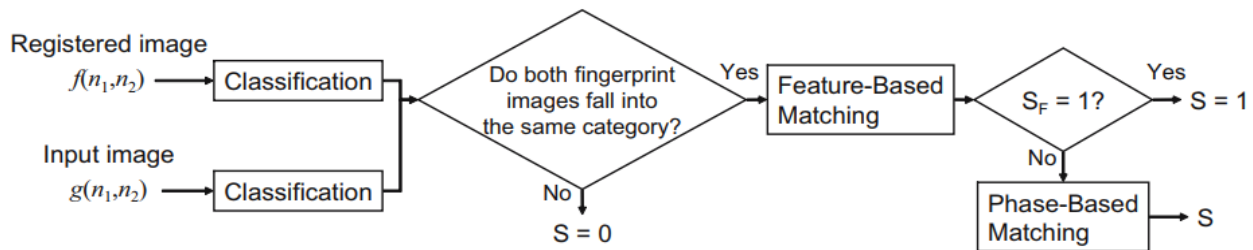
sử dụng so khớp hình ảnh dựa trên pha (một trong những phương pháp tiếp cận tương quan).

Phương pháp so khớp dựa trên đặc trưng trích xuất các đặc điểm từ hình ảnh dấu vân tay đã ghi nhận và so sánh với hình ảnh dấu vân tay đầu vào (dựa trên số lượng các cặp chi tiết tương ứng giữa hai hình ảnh) để nhận dạng.

Phương pháp so khớp hình ảnh dựa trên pha lấy thông tin của hình ảnh dấu vân tay dựa vào thông tin của pha Fourier (trong phép biến đổi Fourier 2D). Trong thuật toán mới này, hai phương pháp sẽ đóng vai trò bổ sung và có thể dẫn đến cải thiện đáng kể hiệu suất nhận dạng.

Tài liệu tham khảo:
https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F11608288_43.pdf?fbclid=IwAR09FrTtAf0unCP-qWtgtoOwm0M0VwXpDIMVNEdeD9Ha6zCpQf7jNty6sA

2. Liệt kê tính năng chủ đạo của giải pháp.



(I) Phân loại

Phân loại các dấu vân tay thành 7 loại: "vòm", "vòng lặp lại", "vòng phải", "vòng lặp bên trái hoặc vòng bên phải", "vòm hoặc vòng bên trái", "vòm vòm hoặc bên phải", và "khác". Nếu hai dấu vân tay được xác minh rơi vào các danh mục khác nhau, cho tổng điểm $S = 0$, nếu không thì hoạt động so khớp được thực hiện để đánh giá tổng điểm..

(II) Kết hợp dựa trên tính năng

Giai đoạn này đánh giá điểm S_F dựa trên tính năng. Nếu $S_F = 1$, thì chúng ta thiết lập điểm tổng thể là $S = 1$ và kết thúc, nếu không tiến hành giai đoạn (III).

(III) Kết hợp dựa trên pha

Giai đoạn này đánh giá điểm S_P do kết hợp vân tay dựa trên pha. Sau đó, điểm phù hợp tổng thể S được tính là sự kết hợp tuyến tính của S_F và S_P , cho bởi $S = \alpha \times S_F + (1 - \alpha) \times S_P$. Với $0 \leq \alpha \leq 1$. (lấy $\alpha = 0.5$)

Phân tích 2 tính năng chính để cải thiện hiệu suất nhận dạng

1 Khớp vân tay dựa trên tính năng

Thuật toán so khớp dấu vân tay dựa trên tính năng là trích xuất các cặp minutiae tương ứng giữa hình ảnh đã đăng ký $f(n_1, n_2)$ và hình ảnh đầu vào $g(n_1, n_2)$, và tính điểm phù hợp bằng cách so khớp khối bằng BLPOC. Thuật toán này bao gồm bốn bước: (i) khai thác minutiae, (ii) cặp tương ứng minutiae, (iii) so khớp khối cục bộ bằng hàm BLPOC, và (iv) tính điểm phù hợp.

(i) Khai thác minutiae

Sử dụng kỹ thuật trích xuất minutiae điển hình, bao gồm bốn bước sau: (a) ước tính hướng/tần số vân, (b) tăng cường vân tay và nhị phân hóa, (c) làm mỏng vết sần và (d) trích xuất minutiae loại bỏ các chi tiết vụn vặt. Mỗi chi tiết được trích xuất được đặc trưng bởi một vector đặc trưng, có các phần tử là tọa độ (n_1, n_2) , hướng của sườn núi mà nó được phát hiện và loại của nó (tức là, kết thúc sườn núi hoặc phân nhánh sườn núi). Đặt M^f và M^g là tập hợp các vector đặc trưng minutiae được trích xuất từ $f(n_1, n_2)$ và $g(n_1, n_2)$, tương ứng.

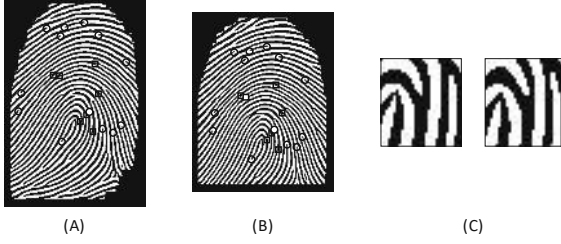
(ii) Cặp tương ứng minutiae

Một kỹ thuật kết hợp vật dựa trên cả hai cấu trúc địa phương và toàn cầu của minutiae được sử dụng để tìm các cặp minutiae tương ứng giữa $f(n_1, n_2)$ và $g(n_1, n_2)$. Đối với mỗi vật minutia m_i , tính toán một vector đặc trưng cấu trúc cục bộ l_i , trong đó mô tả bởi khoảng cách, số đếm, hướng và góc xuyên tâm của minutia so với hai minutiae lân cận gần nhất và các loại minutiae. Dựa trên khoảng cách $|g_i^f - g_j^g|$, có thể xác định sự tương ứng giữa các cặp minutiae m_i^f và m_j^g . Kết quả là có được một tập hợp các cặp minutiae tương ứng giữa M^f và M^g cũng như điểm số phù hợp $S_{minutiae}$ ($0 \leq S_{minutiae} \leq 1$) được định nghĩa là

$$S_{minutiae} = \frac{(\# \text{ of corresponding minutiae pairs})^2}{|M'^f| \times |M'^g|}$$

(iii) So khớp khối cục bộ bằng hàm BLPOC

Khi số cặp minutiae tương ứng lớn hơn 2, trích xuất hình ảnh nhị phân cục bộ, từ $f(n_1, n_2)$ và $g(n_1, n_2)$, tập trung vào các chi tiết tương ứng



Ví dụ khối cục phù hợp bằng cách sử dụng chức năng BLPOC cho một cặp chính hăng ($S_{\text{minutiae}} = 0.41$ và $S_{\text{block}} = 0.57$): (a) hình ảnh đã đăng ký, (b) hình ảnh, (c) một cặp khối xung quanh minutiae tương ứng (điểm số phù hợp cục bộ là 0.59)

Điểm của khối $S_{\text{block}} (0 \leq S_{\text{block}} \leq 1)$ được tính bằng cách lấy trung bình của ba điểm phù hợp nhất tại vị trí cục bộ. Mặt khác, khi số lượng các cặp minutiae tương ứng nhỏ hơn 3, thiết lập $S_{\text{block}} = 0$. Hình 2 cho thấy một ví dụ về so khớp khối cục bộ bằng hàm BLPOC cho một cặp chính hăng

(iv) Tính toán điểm phù hợp

Điểm kết hợp $S_F (0 \leq S_F \leq 1)$ dựa trên tính năng được tính từ S_{minutiae} và S_{block} như sau:

2 Kết hợp vân tay dựa trên pha

Xem xét hai hình ảnh $n_1 \times n_2$, $f(n_1, n_2)$ và $g(n_1, n_2)$, $N_1 = -M_1 \dots M_1$ ($m_1 > 0$) và $n_2 = -M_2 \dots M_2$ ($m_2 > 0$), $N_1 = 2M_1 + 1$ và $N_2 = 2M_2 + 1$. Cho $F(k_1, k_2)$ và $G(k_1, k_2)$ biểu thị các DFTs 2D của hai hình ảnh. $F(k_1, k_2)$

$$F(k_1, k_2) = \sum_{n_1, n_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} = A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \quad (1)$$

Trong đó,

$k_1 = -M_1 \dots M_1$, $k_2 = -M_2 \dots M_2$, $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$, $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$
 \sum_{n_1, n_2} denotes $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$. $A_F(k_1, k_2)$ is amplitude and $\theta_F(k_1, k_2)$ là pha.

$G(k_1, k_2)$ được định nghĩa theo cùng một cách. Phổ pha $R_{FG}(k_1, k_2)$

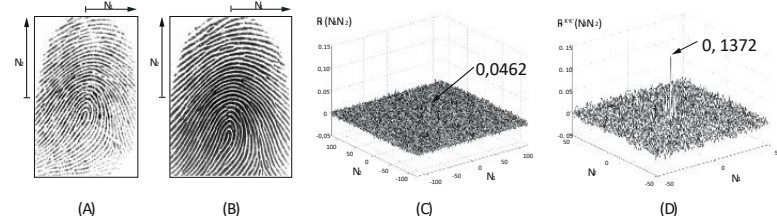
$$R_{FG}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) G(k_1, k_2)|} = e^{j\theta(k_1, k_2)} \quad (2)$$

trong đó $g(k_1, k_2)$ là liên hợp phức của $g(k_1, k_2)$ và $\theta(k_1, k_2)$ biểu thị sự khác biệt pha $\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$.

Hàm POC $r_{FG}(n_1, n_2)$ là 2D nghịch đảo DFT (2D IDFT) của $R_{FG}(k_1, k_2)$

$$r_{fg}(n_1, n_2) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} R_{FG}(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \quad (3)$$

Trong đó \sum_{k_1, k_2} biểu thị $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$



Ví dụ về kết hợp bằng cách sử dụng hàm POC gốc và chức năng BLPOC: (a) đăng ký vân tay hình ảnh $f(n_1, n_2)$, (b) hình ảnh dấu vân tay đầu vào $g(n_1, n_2)$, (c) hàm POC và (d) hàm BLPOC với $K_1/M = K_2/M = 0.48$.

Khi hai hình ảnh tương tự nhau, hàm POC của chúng cho một đỉnh sắc nét rõ rệt. Khi hai hình ảnh không giống nhau, cực đại giảm đáng kể. Độ cao của đỉnh

$$S_F = \begin{cases} 1 & \text{if } S_{\text{minutiae}} \times S_{\text{block}} > T_F \\ S_{\text{minutiae}} \times S_{\text{block}} & \text{otherwise,} \end{cases}$$

where T_F is a threshold.

cho phép đo độ tương tự tốt để so khớp hình ảnh và vị trí của đỉnh cho thấy độ dịch chuyển giữa các hình ảnh.

Sửa đổi định nghĩa của hàm POC để có một BLPOC (tương quan pha chỉ có giới hạn) hàm dành riêng cho các tác vụ khớp dấu vân tay. Ý tưởng để cải thiện hiệu suất phù hợp là loại bỏ các thành phần tần số cao vô nghĩa trong việc tính toán phổ pha chéo $R_{FG}(k_1, k_2)$ tùy thuộc vào các thành phần tần số vốn có của hình ảnh dấu vân tay. Giả sử rằng phạm vi của dải tần số vốn có được đưa ra bởi $k_1 = -K_1 \dots K_1$ và $k_2 = -K_2 \dots K_2$, trong đó $0 \leq K_1 \leq M_1$ và $0 \leq K_2 \leq M_2$. Do đó, kích thước hiệu quả của phổ tần số được đưa ra bởi $L_1 = 2K_1 + 1$ và $L_2 = 2K_2 + 1$. Hàm BLPOC được đưa ra bởi

$$r_{fg}^{K_1 K_2}(n_1, n_2) = \frac{1}{L_1 L_2} \sum_{k_1, k_2} R_{FG}(k_1, k_2) W_{L_1}^{-k_1 n_1} W_{L_2}^{-k_2 n_2} \quad (4)$$

Trong đó $n_1 = -K_1 \dots K_1$, $n_2 = -K_2 \dots K_2$, và \sum_{k_1, k_2} biểu thị $\sum_{k_1=-K_1}^{K_1} \sum_{k_2=-K_2}^{K_2}$

Lưu ý rằng giá trị tối đa của định tương quan của hàm BLPOC luôn được chuẩn hoá thành 1 và không phụ thuộc vào L_1 và L_2 . Hình 1 cho thấy một ví dụ về kết hợp chính hãng bằng cách sử dụng hàm POC r_{FG} gốc

và hàm BLPOC $r_{fg}^{K_1 K_2}$. Hàm BLOC cung cấp định tương quan cao hơn và khả năng phân biệt đối xử tốt hơn so với hàm POC ban đầu.

3. **Đánh giá ưu điểm, khuyết điểm của giải pháp. Cũng như là tiềm năng phát triển của giải pháp trong tương lai**

(i) **Ưu điểm:**

Kết hợp hình ảnh trên pha đã được áp dụng thành công cho tác vụ đăng kí hình ảnh có độ chính xác cao cho các ứng dụng CV. Hiệu suất của hệ thống nhận dạng dựa trên sinh trắc học được đánh giá bởi đường cong ROC và khi cho thử nghiệm, giải pháp này thể hiện hiệu suất cao hơn đáng kể vì nó có đường cong ROC nằm ở vùng FNMR/FMR thấp hơn so với giải pháp dựa trên pha/minutiae. Sự kết hợp giữa so khớp trên pha và đặc trưng có hiệu quả cao để xác minh dấu vân tay có chất lượng thấp. Các tiêu chí phù hợp mà độc lập với nhau khi sử dụng 2 phương pháp (dựa trên pha và trên đặc trưng) có thể đóng vai trò bổ sung cho nhau để cải thiện hiệu suất nhận dạng tổng thể. Vì giải pháp được ánh xạ lên phần cứng nguyên mẫu của họ nên độ phức tạp tính toán của thuật toán so khớp dựa trên đặc trưng là không đáng kể.

(ii) **Nhược điểm:**

Hiện thị khả năng hạn chế khi nhận dạng dấu vân tay với chất lượng kém với tỉ lệ S/N thấp do điều kiện không mong muốn ở đầu ngón tay (đầu ngón tay khô, thô ráp, dị ứng, ...) cũng như là “week impression” của dấu vân tay.

(iii) **Tiềm năng phát triển:**

Phát triển ở các công ty có mong muốn xác minh dấu vân tay cho các ứng dụng kiểm soát truy cập. Nhưng điều kiện, nơi đó sử dụng đặc biệt được thiết kế ASIC để phù hợp với hình ảnh dựa trên pha theo đúng thời gian thực. Hoặc ứng dụng vào bảo mật di động, cũng như là các ứng dụng liên quan đến bảo mật khác (payment account) hoặc phục vụ cho an ninh truy bắt tội phạm.

4. **Nhận diện ít nhất 2 giải pháp khác có cùng chức năng (mô tả ngắn)**

Nhận dạng vân tay bằng cách sử dụng mạng tán xạ bất biến: Mạng tán xạ là một mạng chập trong đó cấu trúc và bộ lọc của nó là các biến đổi wavelet được xác định trước. Lớp biểu diễn tác xạ đầu tiên tương tự như mô tả sóng lọc và các lớp cao hơn thu được nội dung tần số cao hơn của tín hiệu đầu vào. Sau khi trích xuất các tính năng tán xạ, chiều của chúng giảm bằng cách áp dụng phân tích thành phần chính (PCA). Cuối cùng SVM nhiều lớp được sử dụng để thực hiện so khớp mẫu để nhận dạng. (<https://arxiv.org/pdf/1509.03542v3.pdf>)

Nhận dạng vân tay bằng cách sử dụng mạng Neuron nhân tạo: Vì trong quá trình quét dấu vân tay, hình ảnh do máy quét tạo ra có thể hơi khác nhau. Nên đề xuất sử dụng mạng Neuron nhân tạo để cung cấp một thuật toán kết hợp hiệu quả để xác thực dấu vân tay. Sử dụng kĩ thuật Back-Propagation để khớp 12 tham số vân tay và liên kết chúng với một số duy nhất được cung cấp cho mỗi user. Khi khớp, thuật toán trả về kết quả khớp tốt nhất cho các tham số vân tay đã cho. (https://www.researchgate.net/publication/309827841_Fingerprint_Identification_System_Using_Neural_Networks)