TRƯỜNG ĐẠI HỌC QUỐC TẾ SÀI GÒN
THE SAIGON INTERNATIONAL UNIVERSITY

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

BÁO CÁO NGHIÊN CỨU KHOA HỌC

NHẬN DẠNG VÂN LÒNG BÀN TAY SỬ DỤNG ĐẶC TRƯNG MÃ HƯỚNG PHÂN BIỆT

Giảng viên hướng dẫn: TS. Văn Thiên Hoàng

Sinh viên thực hiện:

- Phạm Thị Quỳnh – 91011801415
- Phạm Nguyễn Hữu Phương – 81011801420

TP. Hồ Chí Minh, 2020

MỤC LỤC

MỤC LỤC i
DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT iii
DANH MỤC CÁC BẢNG v
DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ vi
MỞ ĐẦU 1
1. Tính cấp thiết đề tài 1
2. Mục đích nghiên cứu 2
3. Đối tượng nghiên cứu 2
4. Phạm vi nghiên cứu 2
5. Phương pháp nghiên cứu 3
6. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn của đề tài 3
7. Cấu trúc đề tài 3
CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN 5
1.1 Giới thiệu 5
1.2 Những khó khăn trong bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay 7
1.3 Mô hình nhận dạng vân lòng bàn tay 8
1.3.1 Thu nhận ảnh 8
1.3.2 Tiền xử lý 9
1.3.3 Rút trích đặt trưng 20
1.3.4 So khớp 23
1.3.5 Kết quả 24
CHƯƠNG 2 CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN 25
2.1 Giới thiệu GridLDA 26
2.2 Phương pháp RDORIC 29
2.3 Mã hướng đặc trưng phân biệt (RDORIC) 31
2.4 Đặc trưng mẫu hướng cục bộ (LLDP) 31
2.5 Mẫu đa hướng cục bộ (LMDP) 36

2.6 Kết luận 43
CHƯƠNG 3 PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT 44
3.1 Giới thiệu mô hình đề xuất 44
3.2 Phương pháp LLDP 44
3.3 Phương pháp $(2D)^2$LDA 46
3.4 Đặc trưng mã hướng cục bộ (DLLDR) 47
3.5 Ví dụ minh họa áp dụng thuật toán DLLDR 48
3.6 Kết luận 50
CHƯƠNG 4 KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM 51
4.1 Môi trường và cơ sở dữ liệu 51
4.2 Kết quả thực nghiệm trên cơ sở dữ liệu PolyU 54
4.3 Nhận xét 58
CHƯƠNG 5 KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ 59
5.1 Kết luận 59
5.2 Hướng phát triển 59
TÀI LIỆU THAM KHẢO 61

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

STT	Từ viết tắt	Tiếng Anh	Ý nghĩa tiếng Việt
1	MFRAT	Modified Finite Radon Transform	Biến đổi radon hữu hạn
2	GridLDA	Grid Linear Discriminant Analysis	Phân tích phân biệt tuyến tính
3	RDORIC	Robust Discriminant Orientation Code	Mã định hướng phân biệt mạnh mẽ
4	LLDP	Local line directional pattern	Mẫu định hướng đường cục bộ
5	LMDP	Local multiple directional pattern	Mô hình đa hướng cục bộ
6	(2D)2LDA	two-directional two-dimensional linear discriminant analysis	phân tích phân biệt tuyến tính hai chiều
7	EER	Equal Error Rate	Tỷ lệ lỗi bằng nhau
8	SIFT	Scale Invariant Feature Transform	Quy mô biến đổi tính năng
9	KPBG	KeyPoint based Block Growing	Phát triển khối dựa trên Keypoint
10	LBP	Local Binary Pattern	Mô hình nhị phân cục bộ
11	SMCC	Sparse Multiscale Competitive Code	Mã cạnh tranh thưa thớt
12	PCNN	Pulse coupled neural network	Mạng lưới thần kinh kết hợp
13	HEBD	Horizontally Expanded Blanket Dimension	Kích thước mở rộng
14	GDDM	Gaussian defocus degradation model	Mô hình suy giảm tiêu cự Gaussian
15	FAR	False Accepted Rate	Tỷ lệ lỗi được chấp nhận

STT	Từ viết tắt	Tiếng Anh	Ý nghĩa tiếng Việt
16	2DLDA	Two-dimensional linear discriminant analysis	phân tích phân biệt tuyến tính hai chiều
17	LDP	Local Directional Patterns	Mô hình định hướng cục bộ
18	ELDP	Enhanced local directional pattern	Mô hình định hướng cục bộ nâng cao
19	LDN	Local directional number	Số hướng địa phương

DANH MỤC CÁC BẢNG

Bảng 4.1 Các thông số của cơ sở dữ liệu trong các thí nghiệm.....54

Bảng 4.2 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....54

Bảng 4.3 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....55

Bảng 4.4 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....55

Bảng 4.5 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....56

Bảng 4.6 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....56

Bảng 4.7 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU.....57

Bảng 4.8 Xếp hạng các phương pháp nhận dạng liên quan so với phương pháp đề xuất ...57

DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ

Hình 1.1 Các đặc trưng vân lòng bàn tay với độ phân giải cao và độ phân giải thấp [2].....6

Hình 1.2 Mô hình hệ thống nhận dạng vân lòng bàn tay.....8

Hình 1.3 Hệ thống tọa độ.....10

Hình 1.4 Ảnh mô tả điểm tham chiếu đã được cắt 10

Hình 1.5 Ảnh sau khi được xoay 90 độ và nhận diện cạnh bàn tay.....11

Hình 1.6 Thay đổi khoảng cách ngang và dọc.....12

Hình 1.7 Sau khi lọc x '(p) bằng cửa sổ hình chữ nhật 13

Hình 1.8 Giá trị thô của điểm tham chiếu (màu đỏ) và điểm tham chiếu đã sửa (màu xanh) 14

Hình 1.9 Điểm tham chiếu trên hình ảnh vân lòng bàn tay đã cắt trước khi xoay 15

Hình 1.10 Điểm tham chiếu trên cùng một hình ảnh vân lòng bàn tay đã cắt sau khi xoay16

Hình 1.11 Điểm tham chiếu trên ảnh Palm trước khi xoay 16

Hình 1.12 Điểm tham chiếu trên ảnh Palm sau khi xoay 17

Hình 1.13 Hình ảnh vân lòng bàn tay mẫu 19

Hình 1.14 Vùng được trích xuất cho hình ảnh vân lòng bàn tay 19

Hình 2.1 (a) ảnh vân lòng bàn tay chất lượng thấp, (b) ảnh vân lòng bàn tay chất lượng cao 25

Hình 2.2 (a) Sơ đồ khối của GridLDA, (b) Chiến lược lấy mẫu lưới, (c) quá trình lấy mẫu lưới [25] 26

Hình 2.3 Tổng quan về phương pháp được đề xuất của nhóm tác giả để trích xuất ma trận tính năng hướng phân biệt [25].....29

Hình 2.4 Một số mẫu thể hiện phương pháp trích xuất tính năng của nhóm tác giả: (a) hình ảnh palmprint với kích thước 100 × 100; (b) - (f) một số hình ảnh được xây dựng lại của hình ảnh gốc bằng GridLDA với d = {1,5, 20, 80, 99} tương ứng; (g) hình ảnh PORIR; (m) hình ảnh NORIR và một số hình ảnh được dựng lại của hình ảnh PORIR (h) - (l) và hình ảnh NORIR (n) - (r) của GridLDA với d = {1,5, 20, 80, 99} [25].....30

Hình 2.5 Vị trí đáp ứng cạnh với 8 hướng (bên trái) và vị trí bit nhị phân LDP (bên phải). 34

Hình 2.6 13 x 13 MFRAT theo các hướng 0^0, 15^0, 30^0, 45^0,60^0, 75^0, 90^0; 105^0, 120^0, 135^0, 150^0 và 165^0; điểm đỏ là tâm; điểm đen và đỏ tạo thành các đường ở các hướng khác nhau. 34

Hình 2.7 Các bộ phận thực của ba bộ lọc Gabor theo các hướng hướng 0^0, 15^0, 30^0, 45^0,60^0, 75^0, 90^0; 105^0, 120^0, 135^0, 150^0 và 165^0 35

Hình 2.8 Một ví dụ về mô tả LLDP 35

Hình 2.10 LMDP. (a) Hiển thị một điểm có một hướng vượt trội và trình bày kết quả được xác định theo mười hai hướng và (b) mô tả LMBP của (a). Đặc biệt, các vòng tròn trên biểu thị thuộc tính vòng tròn của LMBP, trong đó các vòng tròn đen và trắng tương ứng là 1 và 0. Chuỗi bit 0/1 dưới đây là các điểm của LMBP. Cụ thể, mũi tên biểu thị mẫu bắt đầu và màu đỏ đại diện cho DP. (c) Hiển thị một điểm có hai hướng chiếm ưu thế và (d) mô tả LMBP của (c).....37

Hình 2.11 Một số hình ảnh ROI palmprint điển hình. (a) (b) là từ cơ sở dữ liệu PolyU; (c) (d) là từ cơ sở dữ liệu IITD và (e) (f) là từ cơ sở dữ liệu GPDS.....41

Hình 2.12 Phân phối DPN của hình ảnh palmprint. (a), (b) và (c) lần lượt là các bản phân phối DPN trên cơ sở dữ liệu PolyU, IITD và GPDS. 41

Hình 3.1 Sơ đồ phương pháp đề xuất 44

Hình 3.2 Kết quả của LLDP với chiến lược 2 và (2D) 2LDA: (a) hình ảnh palmprint gốc, (b) hình ảnh LLDP, (d1) - (d5), (e1 - e5) một số hình ảnh được dựng lại của hình ảnh LLDP với (c1) - (c5) d = 10, 15, 20, 25, 50 và q = 64, (d1) - (d5) d = 64, q = 10, 15, 20, 25, 50, (e1) - (e5) q = d = 10, 15, 20, 25, 50. 49

Hình 4.1 Minh họa các tư thế vân lòng bàn tay một người trong cơ sở dữ liệu PolyU.....51

Hình 4.2 Hình ảnh minh họa vân lòng bàn tay với các thuật toán liên quan và thuật toán đề xuất với cơ sở dữ liệu PolyU 52

Hình 4.3 Các đường cong ROC của phương pháp được đề xuất của chúng tôi (DLLDR) và các phương thức khác (RDORIC và LLDP) với tập dữ liệu 1 (a), tập dữ liệu 2 (b), tương ứng 58

MỞ ĐẦU

1. Tính cấp thiết đề tài

Ngày nay, với sự cải thiện vượt bật của nền kinh tế thế giới, tấn công mạng và đánh cắp thông tin người dùng diễn ra ngày một tăng. Dẫn đến tầm quan trọng của việc bảo mật thông tin được quan tâm hàng đầu. Nhiều phương thức bảo mật được đưa ra như sử dụng mật khẩu, thẻ từ, … để bảo vệ hồ sơ cá nhân hoặc dữ liệu cá nhân. Có trường hợp các mật khẩu, thẻ từ có thể bị mất bởi chính người dùng hoặc bị các tổ chức, cá nhân đánh cắp. Việc nhận dạng bằng sinh trắc học có độ bảo mật cao, và nó luôn đi liền với người dùng. Phương pháp nhận dạng này ngày càng được ưa chuộng và dần thay thế các phương pháp bảo mật truyền thống như mật khẩu và tin nhắn.

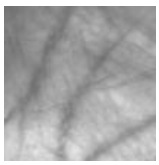
Sinh trắc học là một công nghệ dựa trên việc nhận dạng cá nhân bằng cách sử dụng các phương thức nhận dạng khác nhau của con người (vân tay, mống mắt, khuôn mặt, vân lòng bàn tay) hoặc là các cử chỉ, hành vi (giọng nói, chữ ký). Sinh trắc học được ứng dụng ở hai lĩnh vực quan trọng trong cuộc sống hằng ngày của chúng ta như giúp xác định danh tính của một người và nhận dạng cá nhân.

Việc nhận dạng sinh trắc học phải đáp ứng độ chính xác, tốc độ và bảo mật tuyệt đối, an toàn cho người dùng và hạn chế tối đa việc tấn công từ bên ngoài vào hệ thống nhận dạng. Tính năng sinh trắc học được sử dụng rộng rãi nhất là dấu vân tay và mống mắt. Tuy nhiên, rất khó để trích xuất các chi tiết nhỏ có tính phân biệt cao. Mặt khác các thiết bị để nhận diện các tính năng sinh trắc học trên rất đắt tiền. Các đặc điểm sinh trắc học khác như khuôn mặt và giọng nói kém chính xác hơn và chúng có thể dễ dàng bị đánh lừa. Vân lòng bàn tay là một tính năng sinh trắc học tương đối mới, có một số lợi thế với các phương pháp sinh trắc học khác hiện có [1]. Với các yếu tố như là độ ổn định cao, nhiều đặc điểm nhận diện, tính vĩnh cửu, và đặc biệt là độ tin cậy tuyệt đối.

Mống mắt

Vân tay

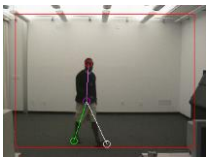
Khuôn mặt



Vân lòng bàn tay

Chữ ký

DNA



Hành vi

Giọng nói

Một số phương pháp sinh trắc học khác nhau

2. Mục đích nghiên cứu

Mục đích nghiên cứu của đề tài là kết hợp và phát triển thuật toán biểu diễn, rút trích đặt trưng vân lòng bàn tay với độ chính xác cao và tốc độ so khớp với khoảng thời gian tối ưu nhất. Thuật toán nhận dạng vân lòng bàn tay sẽ được minh họa cụ thể qua phần mềm chấm công nhân viên trong một công ty từ 100 đến 200 nhân viên.

3. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu là vân lòng bàn tay người, các kỹ thuật xử lý và rút trích đặt trưng vân lòng bàn tay. Thực nghiệm trên cơ sở dữ liệu chuẩn Poly U để đánh giá tính hiệu quả của phương pháp được nghiên cứu trong đề tài và so sánh với các phướng pháp nghiên cứu liên quan khác nhau.

4. Phạm vi nghiên cứu

Đề tài tập trung làm việc nghiên cứu các phương pháp rút trích đặt trưng vân lòng bàn tay.

Thực nghiệm minh họa thông qua ứng dụng chấm công nhân viên trong một công ty từ 100 đến 200 nhân viên.

5. Phương pháp nghiên cứu

Đề tài này chúng tôi kết hợp thuật toán rút trích đặc trưng LLDP và phương pháp tách lớp tuyến tính $(2D)^2$LDA để áp dụng phát triển phương pháp nhận diện vân lòng bàn tay với độ chính xác cao và thời gian nhận diện thấp.

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

Trong lịch sử, các ứng dụng sinh trắc học chủ yếu được các cơ quan chức năng dùng để kiểm soát truy cập quân sự, nhận dạng tội phạm hoặc dân sự theo pháp luật.

Ngày nay, sinh trắc học được ứng dụng rộng rãi các lĩnh vực như ngân hàng, bán lẻ, di động… để cho thấy lịch ích thực sự của sinh trắc học.

Sinh trắc học được ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực sau:

- Nhận dạng tội phạm/ nghi phạm
- Quân sự (nhận dạng kẻ thù/ đồng minh)
- Nhận dạng khách du lịch, người di cư, hành khách
- Nhân dạng chủ sở hữu, người dùng
- Nhận dạng người tiêu dùng, khách hàng

7. Cấu trúc đề tài

Cấu trúc đề tài gồm 5 chương

Chương 1: Tổng quan

- Giới thiệu về sinh trắc học, khó khăn và thử thách nhận diện vân lòng bàn tay, mô hình hệ thống vân lòng ban tay và các bước được thực hiện như thế nào. Giới thiệu một số phương pháp rút trích đặt trưng trong nhận diện vân lòng bàn tay

Chương 2: Các nghiên cứu liên quan:

- Trình bày các hướng tiếp cận rút trích đặc trưng vân lòng bàn tay và các hướng tiếp cận liên quan để xử lý anh để rút trích các đặt trưng bất biến, không ổn định có tính phân biệt cao như: như MFRAT, các phương pháp biểu diễn cục

bộ như GridLDA, RDORIC, LLDP, LMDP. Dựa vào các phương pháp này, đề ra hướng tiếp cận về thuật toán xử lý vân lòng bàn tay của chúng tôi.

Chương 3: Phương pháp đề xuất

- Chương này chúng tôi giới thiệu mô hình phương pháp đề xuất, các thuật toán áp dụng và phương pháp như LLDP. $(2D)^2$LDA và phương pháp đề xuất của chúng tôi. Sau đó đưa ra ví dụ minh họa thuật toán phương pháp đề xuất

Chương 4: Kết quả thực nghiệm

- Chương này đưa ra dẫn chứng kết quả thực nghiệm của phương pháp thông qua nhiều kích cỡ ảnh khác nhau. Sau đó so sánh với các phương pháp liên quan như RDORIC, LLDP trên cơ sở dữ liệu PolyU

Chương 5: Kết luận và kiến nghị

- Đưa ra kết luận nghiên cứu trong đề tài này, những gì đã làm được trong đề tài này đóng góp cho bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay, đồng thời đưa ra hướng phát triển trong tương lai

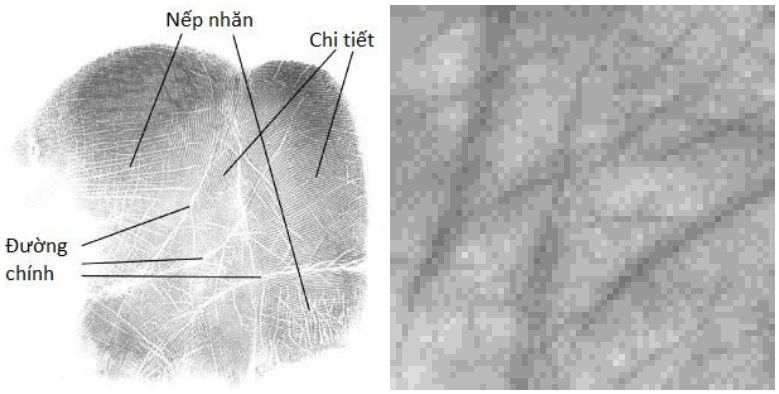
CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN

1.1 Giới thiệu

Sinh trắc học là xác minh danh tính cá nhân dựa trên các đặc điểm sinh học của người đó. Nó được chia thành hai loại, loại thứ nhất là các đặc điểm vật lý được sử dụng phổ biến nhất như mống mắt, vân tay, khuôn mặt, vân lòng bàn tay … và loại thứ hai là các đặc điểm, hành vi của con người ít được sử dụng đến như đi bộ, giọng nói, chữ ký. Những đặc điểm vật lý và hành vi cho phép nhận dạng con người được gọi là phương thức sinh trắc học.

Sinh trắc học thiết lập một liên kết vật lý giữa một cá nhân với danh tính người dùng và nó định danh cho người dùng nên việc nhận dạng thông qua hệ thống sinh trắc học đáng tin cậy hơn so với các cách truyền thống như mật khẩu, mã PIN. Tuy nhiên, hệ thống sinh trắc học có một số hạn chế như tốc độ nhận dạng chậm và hệ thống nhận dạng có khi sai sót. Mặc dù các phương pháp bảo mật truyền thống có nhiều rủi ro về bảo mật như bị mất hoặc giả mạo nhưng phương pháp này có hiệu quả 100%. Nếu mật khẩu chính xác, phản hồi của hệ thống là chính xác, còn ngược lại thì hệ thống phản hồi là sai. Tuy nhiên, cho đến nay, các hệ thống sinh trắc học đã không hoàn toàn chính xác 100% bởi vì nó còn phụ thuộc vào các đặc điểm nhận dạng và dữ liệu sinh trắc học giữa hai mẫu khác nhau.

Vân lòng bàn tay được thể hiện bởi một số đặc điểm được phân thành ba loại: đường chính, nếp nhăn, đường vân và chi tiết nhỏ như trong hình 1.1. Cần lưu ý rằng các đường chính và nếp nhăn có thể được trích xuất từ độ phân giải nhỏ hơn 100 dpi, trong khi các đường vân và chi tiết nhỏ có thể được trích xuất từ độ phân giải 400 dpi. Ưu điểm của những đặc điểm này là chúng độc đáo và bất biến theo thời gian.



Hình 1.1 Các đặc trưng vân lòng bàn tay với độ phân giải cao và độ phân giải thấp [2]

Các đường chính là những đường rõ ràng nhất tương ứng với các nếp gấp uốn cong của bàn tay. Ba nếp gấp nổi bật có thể được quan sát thấy ở phần lớn lòng bàn tay có tên là nếp nhăn ngang, nếp nhăn ngang gần và nếp nhăn xuyên tâm.

Các nếp nhăn của lòng bàn tay mỏng hơn và không đều so với các đường chính chính vì vậy tạo nên một mô hình ngẫu nhiên làm tăng tính độc đáo của vân lòng bàn tay. Trên thực tế, vân lòng bàn tay chứa một số lượng lớn các nếp nhăn ổn định theo thời gian.

Các đường vân của lòng bàn tay là những đường mỏng nhất và đều đặn nhất và các đường này giống với các nếp nhăn của dấu vân tay. Hình dạng của các nếp nhăn khác nhau từ người này sang người khác, vì các đường vân này thể được coi là một đường cong hoặc là các đường song song được xử lý.

Các chi tiết vụn vặt là các điểm được định vị trên sự thay đổi liên tục của các đường vân. Trên thực tế, các đường này là những đặc trưng được sử dụng phổ biến nhất trong nhận dạng vân tay nhờ độ tin cậy của chúng.

Bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay có thể được ứng dụng rộng rãi trong thực tế trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Các ứng dụng liên quan đến bài toán này có thể liệt kê như sau:

+ Hệ thống quản lý việc ra vào trong một đơn vị: giám sát việc ra vào của nhân viên, chấm công và phát hiện người lạ.

+ Các hệ thống E-Comerce: quản lý việc giao dịch trực tuyến, không đòi hỏi người dùng phải nhớ các thông tin như: username, password, PIN, … mà vẫn đảm bảo hiệu quả và an toàn thông tin cao.

+ Các hệ thống truy tìm, xác định một người nào đó thông qua dấu vết là vân lòng bàn tay thu nhận được.

Nhận dạng vân lòng bàn tay là bài toán nhận dạng mẫu trực quan. Bài toán nhận dạng này thường được phân chia cơ bản thành hai dạng bài toán là chứng thực (Verification) và định danh (Identification). Trong bài toán xác thực sẽ cho biết bạn có phải là người mà bạn yêu cầu được chứng thực hay không. Bài toán định danh sẽ cho biết bạn là ai trong số những người mà hệ thống biết (thông qua quá trình huấn luyện) hoặc là một người khác lạ, tương ứng với ảnh vân lòng bàn tay đầu vào.

1.2 Những khó khăn trong bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay

Nhận dạng vân lòng bàn tay có nhiều ưu điểm như dễ sử dụng, thân thiện với người dùng, không yêu cầu về chất lượng phần cứng cao để lấy mẫu và phương pháp xử lý tương đối đơn giản. Tuy nhiên, có việc nhận dạng đôi khi không có kết quả chính xác tuyệt đối là do một số yếu tố sau:

Điều kiện của việc thu nhận ảnh: dữ liệu sinh trắc học thu được có thể bị nhiễu hoặc bị bóp méo, các biến thể (như ánh sáng kém hoặc việc thu nhận bị nhiễu) có thể gây ra việc nhận dạng không chính xác trong cơ sở dữ liệu.

Tấn công giả mạo: hệ thống sinh trắc học dễ bị tấn công giả mạo trong đó đặc điểm sinh trắc học có thể được bắt chước hoặc giả mạo. Ví dụ, dấu vân tay bằng cao su có thể được sử dụng để giả mạo. Ngoài ra, các đặc điểm sinh trắc học ít phân biệt cũng dễ bị tấn công như vậy.

Sự ảnh hưởng của thời gian: do vân lòng bàn tay của con người có những biến đổi theo thời gian như: thay đổi các đặc trưng về vân, bề mặt vân bị nhăn, từ đó làm cho các đặc trưng trên vân lòng bàn tay cũng bị thay đổi theo làm ảnh hưởng đến độ chính xác của việc nhận dạng.

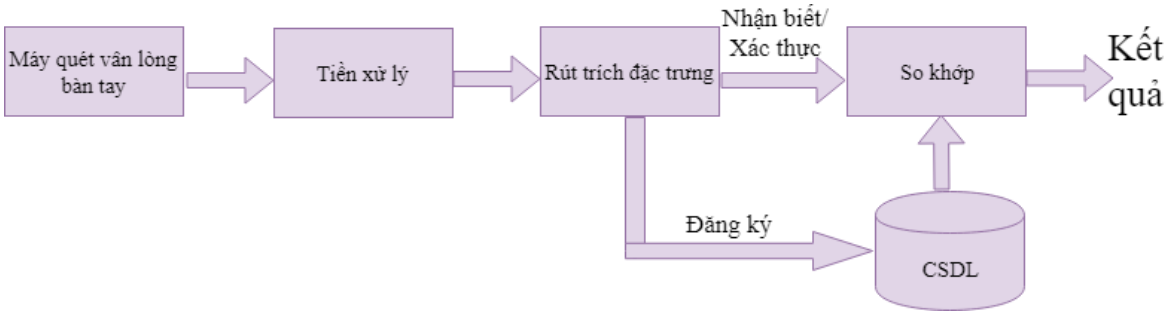
Sự xuất hiện hoặc thiếu một số thành phần trên vân lòng bàn tay: các thành phần như: sẹo, vết thương, nốt ruồi, …Vấn đề này càng làm cho bài toán khó khăn hơn nhiều.

Thay đổi trong lượng cơ thể: Sự gia tăng hay giảm trọng lượng cơ thể cũng có thể ảnh hưởng đến hình dáng hình học của bàn tay.

Tư thế: vân lòng bàn tay có thể được chụp từ xa, do đó, tư thế, góc nhìn của ảnh có thể bị lệch. Vì vậy, trong đề tài này chỉ giới hạn xét những ảnh vân lòng bàn tay là ảnh xám và được chụp trực diện với tư thế đặt bàn tay và kích thước cố định.

1.3 Mô hình nhận dạng vân lòng bàn tay

Một mô hình chung của hệ thống nhận dạng tay được minh họa trong Hình 1.2. Để đảm bảo xác minh người dùng, cần có năm bước bao gồm thu nhận hình ảnh, tiền xử lý, rút trích đặt trưng, so khớp và kết quả. Mỗi bước được mô tả trong các tiểu mục sau.



Hình 1.2 Mô hình hệ thống nhận dạng vân lòng bàn tay

1.3.1 Thu nhận ảnh

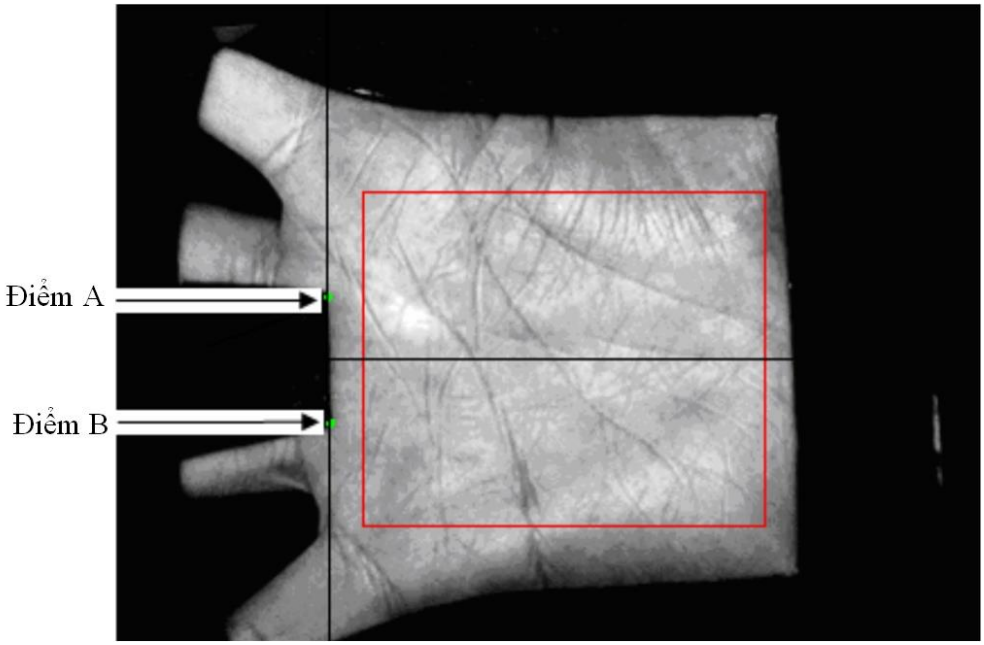
Việc thu thập vân lòng bàn tay có thể được thực hiện bằng cách đặt lòng bàn tay trực tiếp lên bề mặt của thiết bị máy quét thương mại hoặc trước một thiết bị như webcam hoặc máy ảnh kỹ thuật số mà không cần tiếp xúc trực tiếp trên thiết bị thu thập vân lòng bàn tay. Các nghiên cứu trước đây đề xuất tích hợp các chốt để cố định vị trí của lòng bàn tay. Tuy nhiên, các nghiên cứu khác đã chứng minh sau đó rằng việc sử dụng các chốt cố định có thể tạo ra sự biến dạng của lòng bàn tay và hạn chế vị trí của lòng bàn tay. Vì những lý do này, các thiết bị khác đã được thiết kế mà

không có bất kỳ tiếp xúc trực tiếp cũng như các chốt cố định nào để có được hình ảnh vân lòng bàn tay một cách tự nhiên.

1.3.2 Tiền xử lý

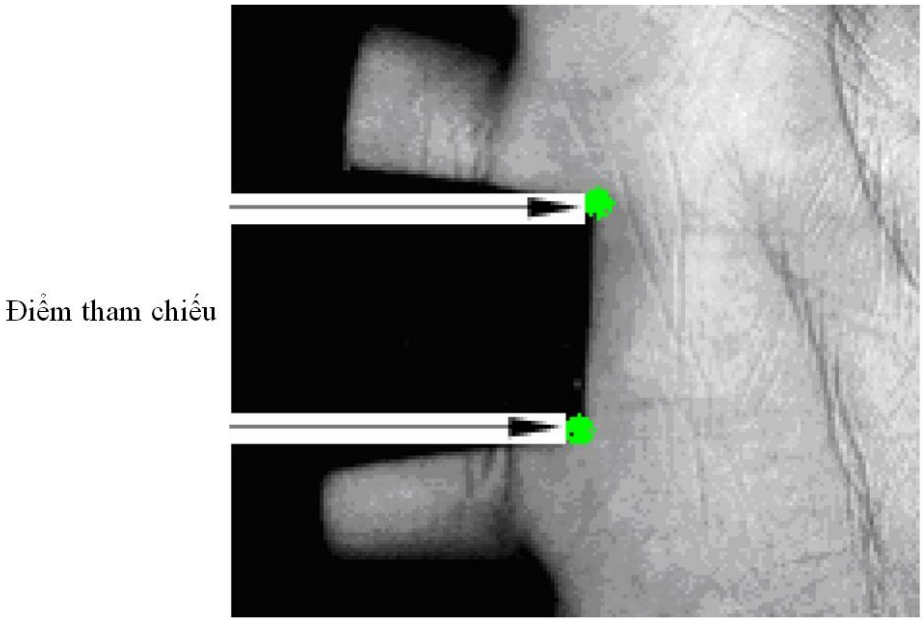
Tiền xử lý, là bước đầu tiên trong thuật toán được phát triển vì nó được sử dụng trong nhiều hệ thống sinh trắc học, là một trong những phần quan trọng nhất của thuật toán nhận dạng vân lòng bàn tay được phát triển. Trước bước trích xuất đặc trưng và so khớp, tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu phải được xử lý trước và phải lấy được khu vực trung tâm của lòng bàn tay. Các thuật toán tiền xử lý sẽ được sử dụng cho mục đích này nên được chọn sao cho thuật toán nên được áp dụng cho tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu và phải đạt được độ chính xác của lòng bàn tay với độ chính xác cao. Tóm lại, độ chính xác của thuật toán tiền xử lý là rất quan trọng, vì các lỗi có thể xảy ra trong bước xử lý này này sẽ ảnh hưởng đến các bước xử lý tiếp theo.

Sau khi kiểm tra tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu, chúng tôi quyết định xác định hệ tọa độ như được đưa ra trong Hình 1.4 [26] để căn chỉnh các hình ảnh lòng bàn tay khác nhau. Điểm A và Điểm B trong Hình 1.4 thể hiện các điểm cạnh được tìm thấy trong quá trình tiền xử lý và đường màu đen dọc đi qua cả Điểm A và Điểm B tạo thành trục Y. Đường màu đen nằm ngang vuông góc với trục Y, do đó nó tạo thành trục X. Tuy nhiên, chúng ta có thể vẽ vô số đường thẳng vuông góc với Y-axis, trừ khi điểm giao nhau của chúng là I được chỉ định. Vì thế, điểm giao nhau I phải được chỉ định để có trục X và Y duy nhất. Trung điểm của A và B được chọn làm điểm giao nhau I. Tính duy nhất của trục X và Y có thể được chứng minh như sau: Vì chỉ một đường thẳng có thể đi qua hai điểm khác nhau nên Y-axis là duy nhất. Vì trục Y thu được, độ dốc của nó được biết và do trục X vuông góc với trục Y, nên độ dốc của X-axis cũng được biết. Như ở trên đã đề cập, trung điểm của A và B được chọn là điểm giao nhau, do đó, trục X đi qua I. Một điểm trên trục X và độ dốc của trục X được biết, do đó phương trình của trục X được biết và nó là duy nhất.



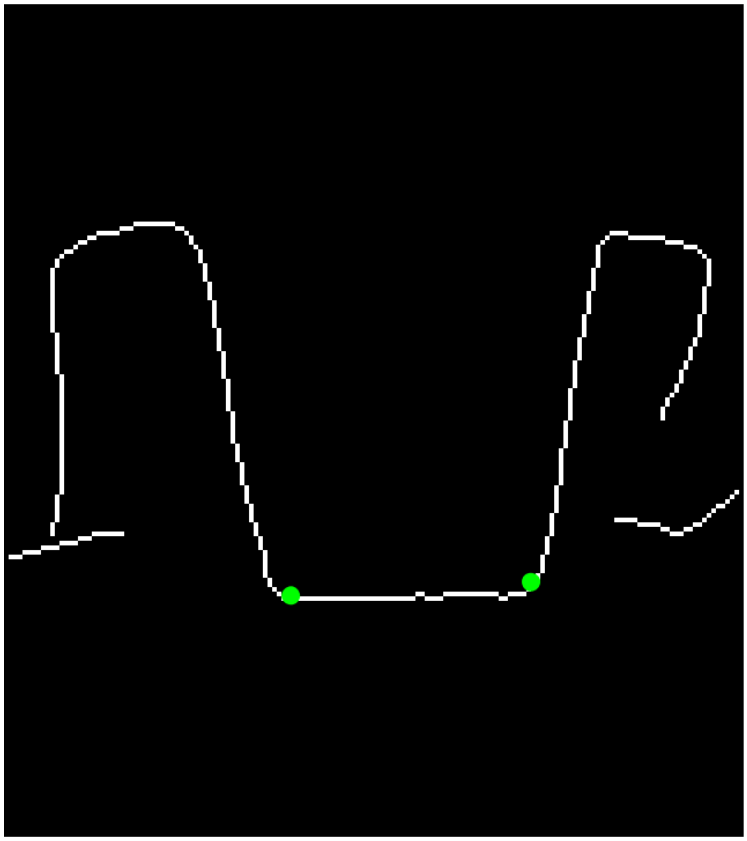
Hình 1.3 Hệ thống tọa độ

Muốn xác định được tọa độ như trên, chúng ta phải xác định được điểm A và B. để xác định được điểm A và B chúng ta xem hình 1.5.



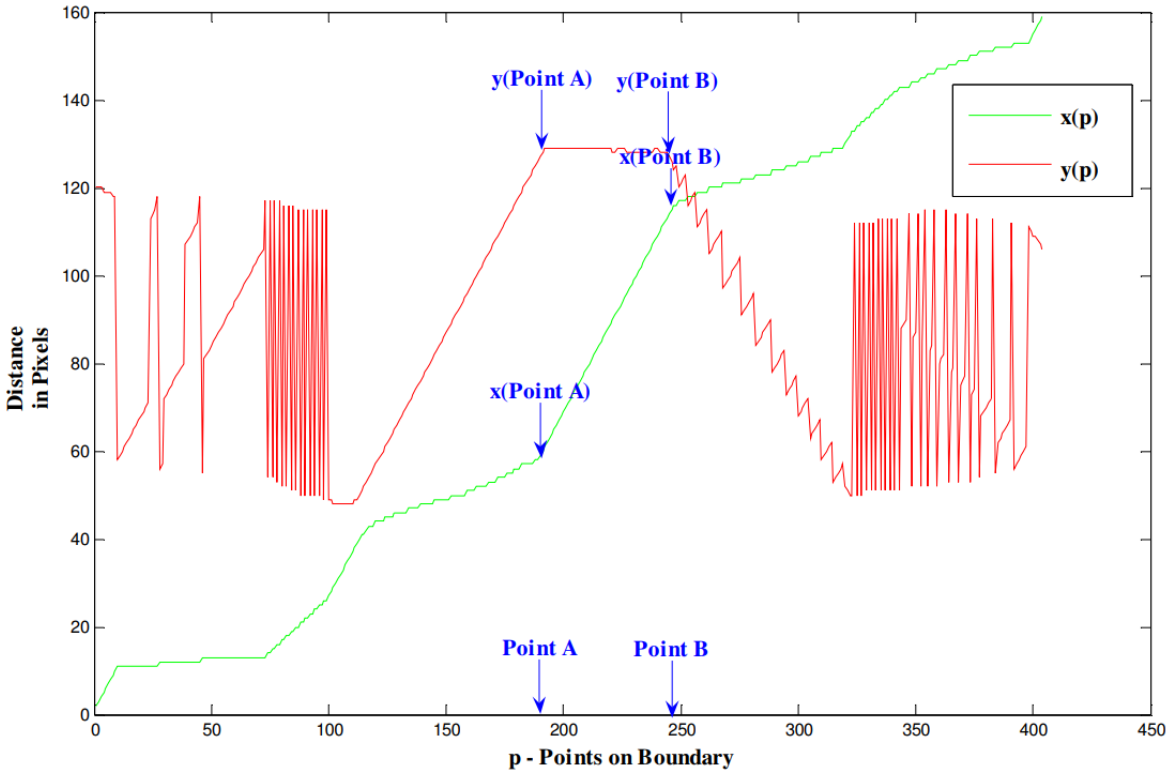
Hình 1.4 Ảnh mô tả điểm tham chiếu đã được cắt

Sau khi chỉnh ảnh vân lòng bàn tay được cắt. chúng ta tiến hành xoay hình theo góc 90 độ, như hình 1.6.



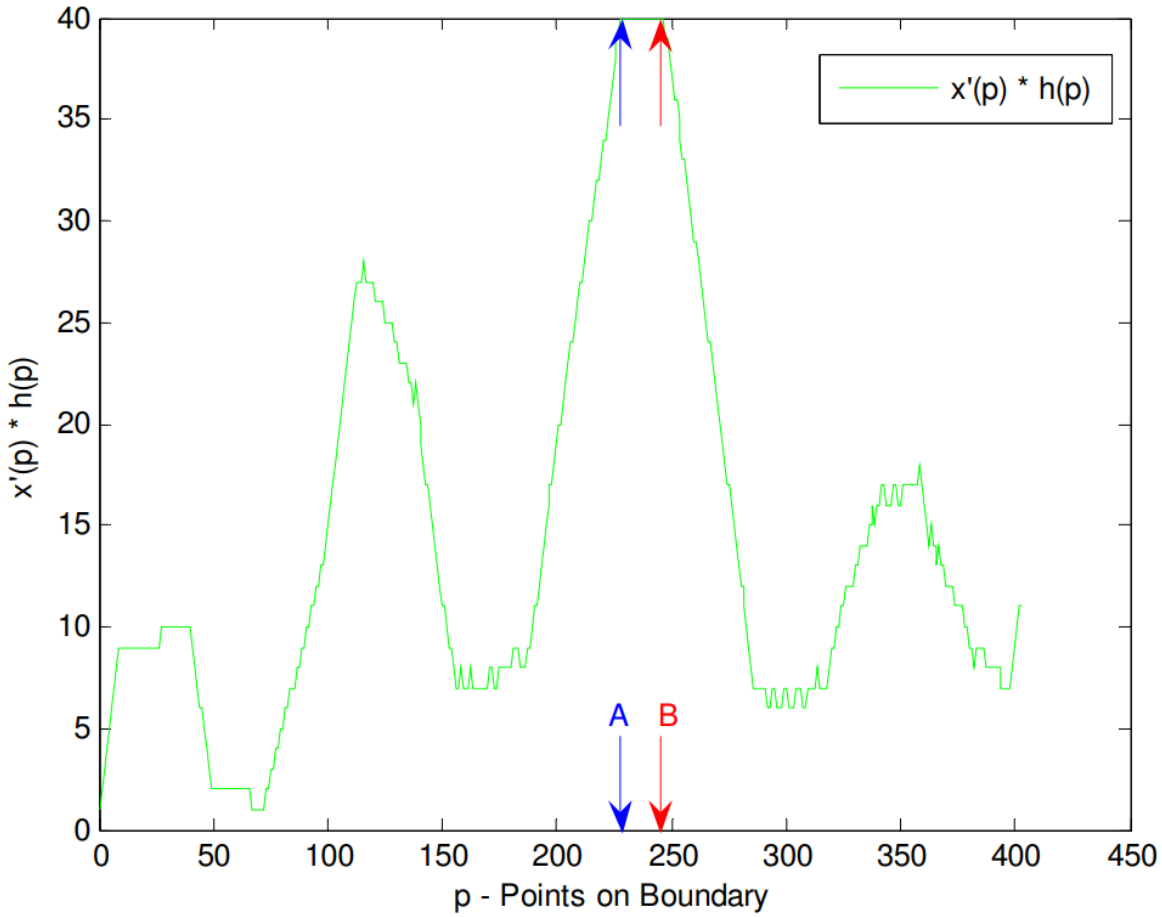
Hình 1.5 Ảnh sau khi được xoay 90 độ và nhận diện cạnh bàn tay

Như được thấy trong Hình 1.6, chúng ta đã có được ranh giới của vùng mong muốn. Bước tiếp theo là tìm các điểm tham chiếu A và B, nằm trên ranh giới này. Tuy nhiên, điều đáng chú ý ở đây là, ngay cả những lỗi rất nhỏ ở các vị trí của các điểm tham chiếu có thể ảnh hưởng đáng kể đến hệ tọa độ, bởi vì các điểm tham chiếu xác định cả gốc của hệ tọa độ, đó là I và độ dốc của X và Y-axis. Đặt góc trên bên trái của Hình 1.6 là gốc tọa độ được biểu thị bởi O (0, 0) và để bất kỳ điểm p nào trong Hình 1.6 được ký hiệu là (x (p), y (p)), trong đó x (p) là khoảng cách ngang của điểm p đến điểm gốc tính bằng pixel và y (p) là khoảng cách dọc của cùng điểm với điểm gốc tính bằng pixel. Di chuyển qua ranh giới được hiển thị trong Hình 1.6 từ trái sang phải, các giá trị (x (p), y (p)) thay đổi như trong Hình 1.7



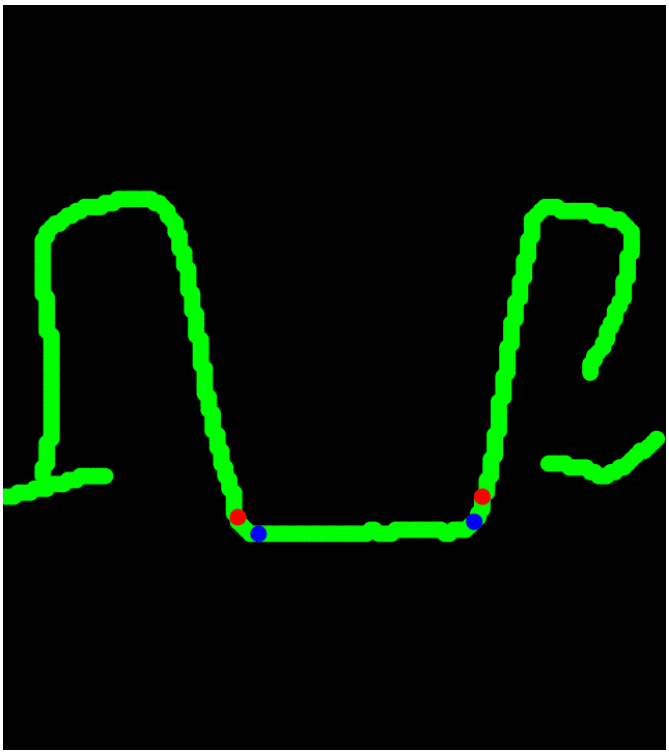
Hình 1.6 Thay đổi khoảng cách ngang và dọc

Các điểm tham chiếu được thể hiện trong Hình 1.7. Như có thể thấy khoảng cách dọc của điểm p đến gốc O, y (p), gần như không đổi giữa các điểm tham chiếu, trong khi khoảng cách ngang của cùng một điểm với gốc O, x (p), tăng rất nhanh trong cùng một khoảng. Khi quan sát hình Hình 1.6, chúng ta thấy rằng khi chúng ta đi qua ranh giới giữa các điểm tham chiếu từ trái sang phải, chúng ta di chuyển theo chiều ngang, do đó x (p) tăng tuyến tính và y (p) gần như không đổi. Chúng ta cũng thấy trong hình 1.7 rằng tăng các giá trị x (p) là nhanh nhất giữa các điểm tham chiếu. Đó là lý do tại sao khi đạo hàm của x (p), chỉ là sự khác biệt của hai phần tử liên tiếp x (n) và x (n - 1) vì x (p) là một hàm rời rạc của p, được lọc bằng một cửa sổ hình chữ nhật với chiều dài N, giá trị thô của các điểm tham chiếu có thể thu được. Điều này là do giá trị của hàm kết quả giữa các điểm tham chiếu sẽ ở giá trị tối đa của nó và cũng sẽ rất gần với N. Điều này được hiển thị trong Hình 1.8, trong đó N được đặt theo kinh nghiệm là 40



Hình 1.7 Sau khi lọc x '(p) bằng cửa sổ hình chữ nhật

Như đã nêu ở trên, y (p) gần như không đổi giữa các điểm tham chiếu và thông tin này có thể được sử dụng để sửa vị trí của các điểm tham chiếu, nếu cần. Để tìm vị trí chính xác của các điểm tham chiếu, các giá trị thô của các điểm tham chiếu được hiển thị trong Hình 1.8. Điểm giữa của các điểm này được lấy làm điểm bắt đầu và thuật toán tìm kiếm các điểm trong đó y (p) bắt đầu thay đổi theo cả hai hướng. Tuy nhiên, có thể có các biến thể nhỏ trong y (p) theo cả hai hướng và thuật toán không nên diễn giải các biến thể này khi y (p) thay đổi. Điều này được thực hiện bằng cách lọc đạo hàm của y (p) với cửa sổ hình chữ nhật có độ dài 7 và so sánh hàm kết quả với ngưỡng. Giá trị thô của các điểm tham chiếu được tìm thấy sau khi lọc đạo hàm của x (p) được hiển thị màu đỏ trong Hình 1.9. Các điểm tham chiếu đã sửa được sau khi lọc đạo hàm của y (p) được hiển thị bằng màu xanh lam như hình bên dưới.



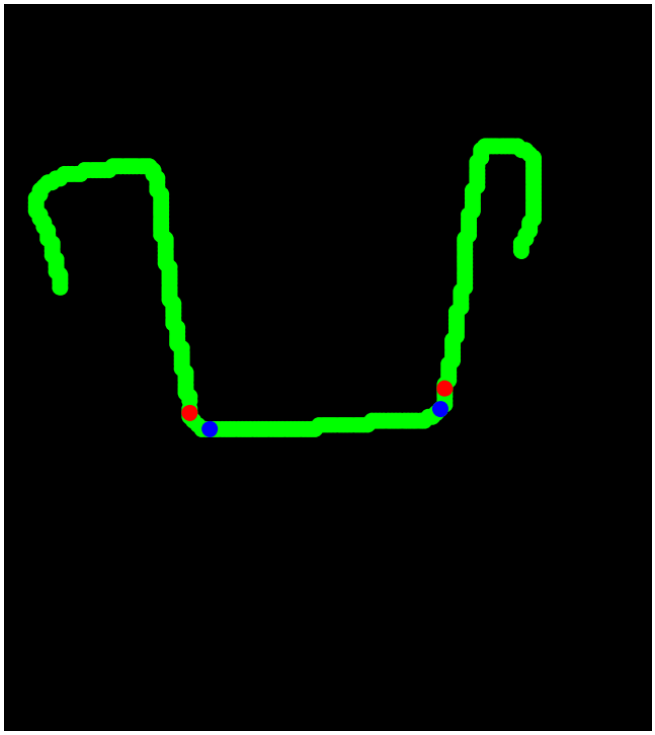
Hình 1.8 Giá trị thô của điểm tham chiếu (màu đỏ) và điểm tham chiếu đã sửa (màu xanh)

Như đã nêu, các vị trí của các điểm tham chiếu là đủ để tạo thành hệ tọa độ như trong Hình 1.4. Vùng hình chữ nhật trong Hình 1.4 là vùng lòng bàn tay mong muốn và các cạnh dọc của vùng hình chữ nhật này song song với trục Y. Đó là lý do tại sao khi góc dốc của trục Y khác với 90°, góc dốc của các cạnh dọc hình chữ nhật cũng khác với 90°. Điều đáng chú ý ở đây là các giá trị pixel trong ảnh nằm trên lưới hình chữ nhật và khi góc dốc của các cạnh dọc khác với 90°, vùng hình chữ nhật được trích xuất không khớp với lưới hình chữ nhật. Các đơn giản để giải quyết vấn đề này là hình ảnh lòng bàn tay phải được xoay theo một góc $\theta°$ theo chiều kim đồng hồ nếu góc dốc của trục Y là (90 +)° và nó phải được xoay bởi một góc là θ^0 theo hướng ngược chiều kim đồng hồ nếu góc dốc của trục Y là (90-)^0. Khi tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu được kiểm tra, có thể thấy rằng giá trị tối đa sẽ ở khoảng 7^0. Xoay hình ảnh có góc khác với (n * 90) °, trong đó n là số nguyên, cần nội suy và nội suy làm giảm chất lượng của hình ảnh. Tuy nhiên, vì góc xoay khá nhỏ và tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu đều có thể xoay, tức là tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu

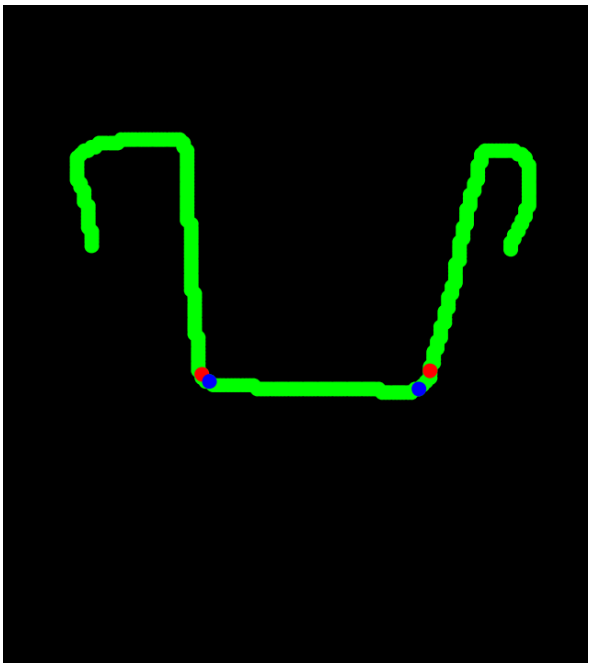
đều bị ảnh hưởng theo cách tương tự, suy giảm chất lượng hình ảnh gây ra bởi xoay là không đáng kể. Sau khi quay, trục Y sẽ có góc dốc 90^0, do đó vùng hình chữ nhật được trích xuất sẽ phù hợp với lưới hình chữ nhật. Đặt các điểm tham chiếu ở A (x_A, y_A) và B (x_B, y_B), sau đó góc quay theo hướng ngược chiều kim đồng hồ có thể được tính như sau:

$$\theta = \left(90 - tan^{-1}\left(\frac{y_B + y_A}{x_B + x_A}\right)\right) \text{ được } tính \text{ bằng độ} \qquad (1)$$

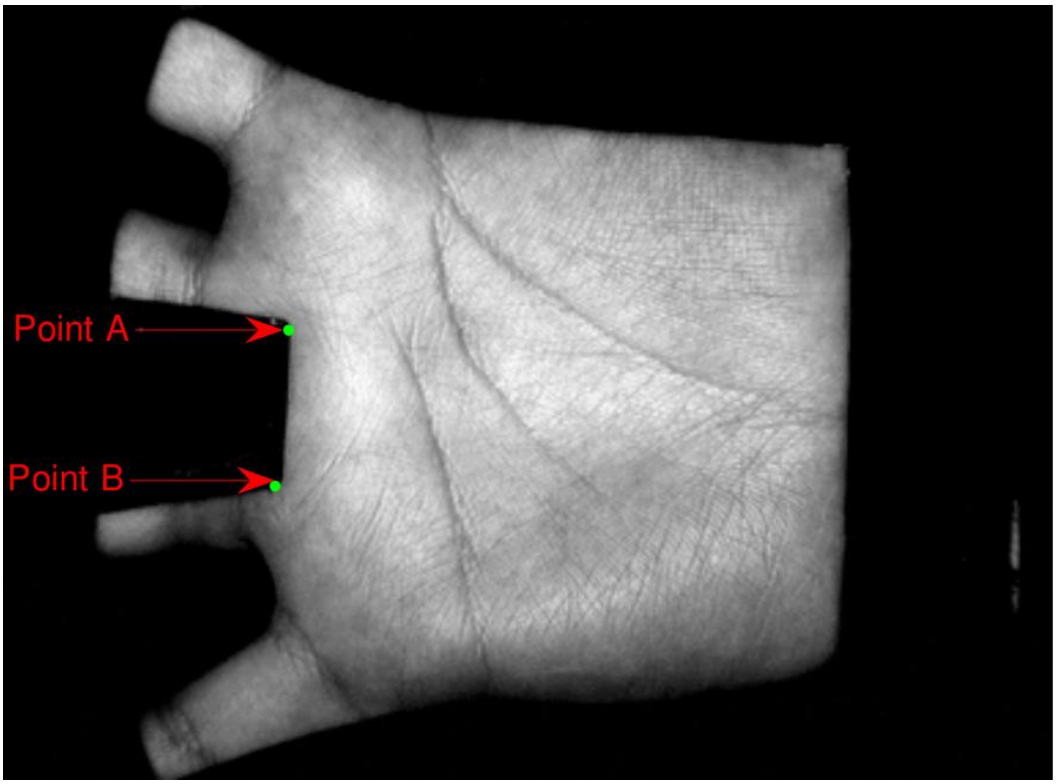
Sau khi hình ảnh lòng bàn tay được xoay theo một góc $\theta°$, các thao tác tương tự được thực hiện để xác định vị trí các điểm tham chiếu trên hình ảnh được xoay. Hình 1.9 Hình 1.10, Hình 1.11 và Hình 1.12 hiển thị các điểm tham chiếu nằm trên cùng một hình ảnh lòng bàn tay trước và sau khi xoay



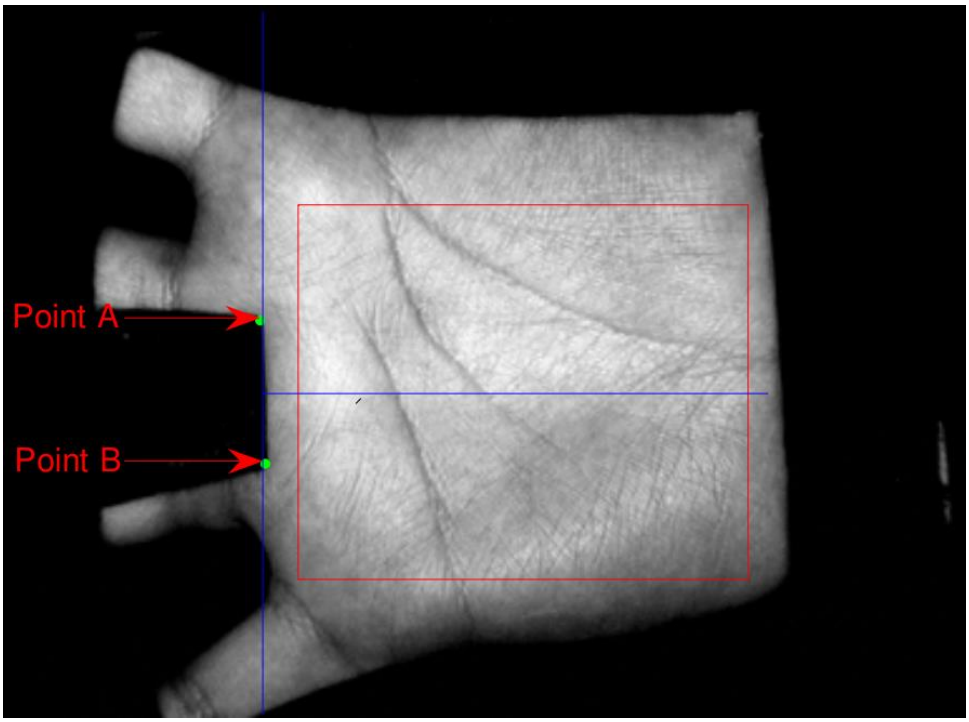
Hình 1.9 Điểm tham chiếu trên hình ảnh vân lòng bàn tay đã cắt trước khi xoay



Hình 1.10 Điểm tham chiếu trên cùng một hình ảnh vân lòng bàn tay đã cắt sau khi xoay



Hình 1.11 Điểm tham chiếu trên ảnh Palm trước khi xoay



Hình 1.12 Điểm tham chiếu trên ảnh Palm sau khi xoay

Sau khi các điểm tham chiếu được đặt trên các hình ảnh vân lòng bàn tay, bước tiếp theo là trích xuất vùng vân lòng bàn tay trung tâm, đó là vùng hình chữ nhật được hiển thị trong Hình 1.13. Sau khi quay, góc dốc của trục Y là 90°, góc dốc của khu vực hình chữ nhật mặt đứng dọc cũng là 90 °. Điều này dẫn đến việc vùng hình chữ nhật được trích xuất vừa với lưới hình chữ nhật. Do trục X vuông góc với trục Y, góc dốc của trục X là 0^0. Đặt các điểm tham chiếu ở A (x_A, y_A), B (x_B, y_B) và lưu ý rằng $x_A = x_B$ sau khi quay, sau đó tọa độ của trung điểm của A và B, (x_0, y_0), có thể được tìm thấy như sau:

$$\boldsymbol{x_0 = x_A = x_B}$$

$$y_0 = \frac{y_A + y_B}{2} \tag{2}$$

Vùng hình chữ nhật có chiều dài 180pixel theo hướng ngang và chiều rộng 150pixel theo hướng dọc. Ngoài ra, khoảng cách vuông góc giữa cạnh dọc bên trái của vùng hình chữ nhật và trục Y là 15 pixel. Đặt $R_1(x_1, y_1)$ biểu thị tọa độ của góc trên bên trái của khu vực hình chữ nhật và tương tự, $R_2(x_2, y_2)$ biểu thị tọa độ của góc dưới bên trái của khu vực hình chữ nhật, sau đó:

$$x_1 = x_o + 15$$
$$y_1 = x_o + 75 \quad (3)$$

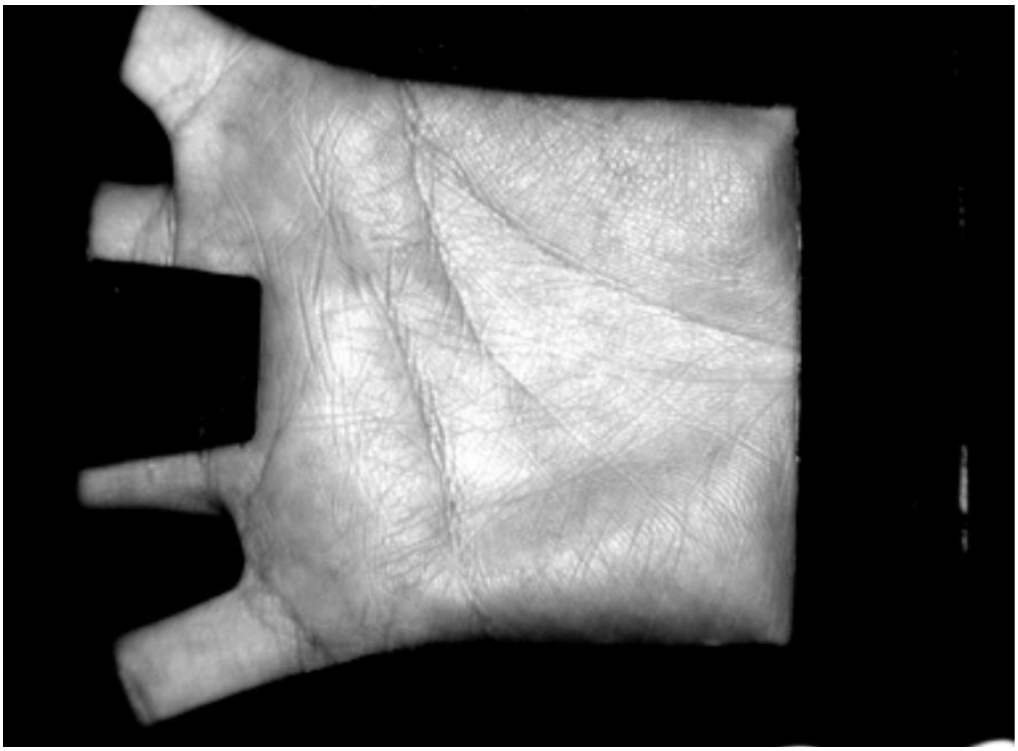
$$x_2 = x_o + 15$$
$$y_2 = x_o + 75 \quad (4)$$

Sau khi tọa độ của góc dưới và góc trên bên trái được ước tính, tọa độ của góc trên bên phải, $R_3(x_3, y_3)$ và góc dưới bên phải, có thể thu được $R_4(x_4, y_4)$ như sau:

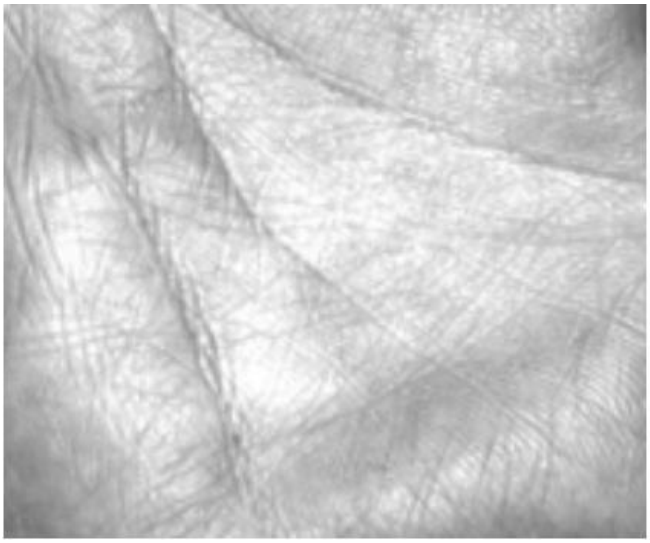
$$x_3 = x_1 + 180$$
$$y_3 = y_1 \quad (5)$$

$$x_4 = x_2 + 180$$
$$y_4 = y_2 \quad (6)$$

Bởi vì tất cả các tọa độ của khu vực hình chữ nhật đã được xác định, khu vực lòng bàn tay trung tâm mong muốn đã sẵn sàng để được trích xuất. Hình 1.14 cho thấy hình ảnh lòng bàn tay mẫu và Hình 1.15 cho thấy vùng lòng bàn tay được trích xuất cho cùng một lòng bàn tay



Hình 1.13 Hình ảnh vân lòng bàn tay mẫu



Hình 1.14 Vùng được trích xuất cho hình ảnh vân lòng bàn tay

Vì khu vực mong muốn của lòng bàn tay được trích xuất, quá trình tiền xử lý đã hoàn tất. Bước tiếp theo, cụ thể là bước trích xuất và mã hóa tính năng, được trình bày chi tiết trong phần tiếp theo

1.3.3 Rút trích đặt trưng

Một số phương pháp nhận dạng palmprint đã được đề xuất trong tài liệu. Chúng tôi phân biệt hai loại phương pháp: phương pháp thứ nhất dựa trên phương pháp cục bộ và phương pháp thứ hai dựa trên phương pháp tiếp cận toàn cục

1.3.3.1 Phương pháp cục bộ

Đặc điểm vân lòng bàn tay ban đầu được rút trích đặc trưng bởi các đường vân của nó để nhận dạng người. [7] đã đề xuất sử dụng bộ lọc để phát hiện các hướng của đường (0°, 45°, 90° và 135°) để chiết xuất các đường chính và nếp nhăn. Cấu trúc của chúng được biểu diễn dưới dạng mã bằng phương pháp Mã chuỗi và điểm tương đồng được sử dụng, trong bước so khớp, để tính tỷ lệ các điểm tương tự giữa hai hình ảnh vân lòng bàn tay. Hiệu suất có thể đạt được trên 400 hình ảnh đạt 0,84% EER. Wu và cộng sự đề xuất trước đây để giảm thời gian và độ phức tạp của phương pháp. Do đó, họ đã phát triển một phương pháp cho phép phân loại hình ảnh palmprint dựa trên trích xuất dòng chính bằng hai bước. Bước đầu tiên bao gồm sử dụng bộ lọc để phát hiện các hướng đường vân để trích xuất phần ban đầu của các dòng chính. Bước thứ hai bao gồm việc áp dụng một quy trình đệ quy để trích xuất toàn bộ các đường vân tùy thuộc vào phần được trích xuất. Cuối cùng, các vân lòng bàn tay được phân thành sáu loại theo số lượng đường chính cũng như các giao điểm của chúng. Phương pháp này đạt được tỷ lệ chính xác 96,03% khi sử dụng 13800 hình ảnh thu được từ 1380 người cho thấy thời gian tối ưu và giảm độ phức tạp của nhận dạng, do chỉ số đầu vào được so sánh với các ảnh cùng loại. Tuy nhiên, việc trích xuất tất cả các dòng chính là phức tạp và đòi hỏi quá nhiều thời gian.

Mặt khác, Sirinivas và Gupta [8] đã phát triển một hệ thống xác minh palmprint dựa trên các mô tả SURF (Tính năng tăng tốc mạnh mẽ). Ban đầu, việc thu thập hình ảnh bàn tay được chụp bằng máy quét. Sau đó, một bước tiền xử lý được thực hiện cho phép trích xuất ROI của palmprint. Bước so khớp, một quy trình so khớp hình ảnh phụ được đề xuất để tăng tốc độ của bước so khớp. Điều đó cho thấy hình ảnh vân lòng bàn tay trích xuất được phân tách thành hình ảnh phụ và mô tả của hình ảnh phụ tương ứng được khớp. Số điểm cuối cùng phù hợp giữa các hình ảnh phụ khác

nhau được tính toán và được coi là quyết định cuối cùng của mẫu. Kết quả thử nghiệm cho thấy các phương pháp đề xuất đầy hứa hẹn cho việc xác minh palmprint

Wu và cộng sự. [9] đã đề xuất một phương pháp nhận dạng vân lòng bàn tay dựa trên các mô tả SIFT (Scale Invariant Feature Transform). Trong thực tế, một mô hình được xây dựng bằng cách xấp xỉ các hình ảnh cọ biến dạng phi tuyến tính với các vùng ổn định biến dạng tuyến tính từng phần. Do đó, phương pháp KPBG (KeyPoint based Block Growing) được đề xuất. Nó dựa trên cách tiếp cận đồng thuận mẫu ước lượng M lặp đi lặp lại bằng cách sử dụng các tính năng SIFT. Cách tiếp cận này được phát minh để tính toán các phép biến đổi tuyến tính từng phần để tính gần đúng các biến dạng của vân lòng bàn tay phi tuyến tính và các vùng ổn định phù hợp với biến đổi tuyến tính được xem xét bằng phương pháp tăng trưởng khối. Điểm phù hợp được đo theo các khu vực ổn định này để đưa ra quyết định cuối cùng. Kết quả thử nghiệm chứng minh tính hiệu quả của phương pháp này đối với việc xác minh vân lòng bàn tay

Gần đây, Luo et al. [18] đã trình bày một mô tả cấu trúc LBP (Mô hình nhị phân cục bộ) mới có tên Mô hình định hướng dòng cục bộ (LLDP) để nhận dạng vân lòng bàn tay. Mục đích của phương pháp này là mã hóa cấu trúc của một vùng lân cận từ thông tin được phân tích của đường định hướng, được tính theo 12 hướng bằng cách sử dụng bộ lọc MFRAT (Modified Finite Radon Transform) và Gabor. Các thử nghiệm được đánh giá trên bốn cơ sở dữ liệu cho thấy sự ưu việt của phương pháp này và báo cáo rằng phương pháp này vượt trội hơn so với các phương pháp LPB hiện có.

1.3.3.2 Phương pháp toàn cục

Phương pháp trên việc trích xuất thông tin toàn cục của vân lòng bàn tay chứ không phải sử dụng các đường vân chính cụ thể hoặc các đặc điểm nếp nhăn của vân lòng bàn tay

Zuo et al. [10] đã đề xuất phương pháp cho các tính năng định hướng đường cọ đa chiều. Hơn nữa, họ đã điều tra một phương pháp mới có tên là Mã cạnh tranh đa dạng

thưa thớt (SMCC). Phương pháp này được định nghĩa chủ yếu là một ngân hàng các bộ lọc so với các dẫn xuất Gaussian với các thang đo và định hướng khác nhau. Sau đó, mã hóa rời rạc đã được sử dụng để có được ước tính hiệu quả của khu vực định hướng đa tầng. Cuối cùng, mã cạnh tranh đã được sử dụng để mã hóa định hướng chi phối. Các thử nghiệm, được đánh giá bằng hai cơ sở dữ liệu palmprint phổ biến (PolyU và CASIA), chỉ ra rằng phương pháp SMCC là hiệu quả và cung cấp tỷ lệ xác minh cao hơn so với các phương pháp xác minh hiện có khác, thậm chí sử dụng kích thước mẫu nhỏ hơn.

Wang và cộng sự. [11] đã đề xuất một phương pháp kết cấu toàn cục cho việc tái tạo bản đồ dựa trên sự phân tách bằng các tính năng 2D-Gabor Wavelets. Đầu tiên, hình ảnh lòng bàn tay được xử lý trước và chuẩn hóa ở vị trí, hướng và chiếu sáng. Sau đó, việc phân tách các hình ảnh được chuẩn hóa này thành các đường định hướng và đa hướng khác nhau được thực hiện bằng các bộ lọc Gabor và lần lượt từng đường định hướng qua bộ lọc Gabor sau đó được phân tách thành một loạt các hình ảnh nhị phân sử dụng PCNN (pulse coupled neural network). Entropies của những hình ảnh nhị phân này được xác định và được coi là các đặc trưng. Giai đoạn xác định được thực hiện bằng cách sử dụng trình phân loại SVM (máy vectơ hỗ trợ). Kết quả nghiên cứu cho thấy hiệu suất tốt và chứng minh sự mạnh mẽ của phương pháp này đối với sự thay đổi vị trí, định hướng và chiếu sáng so với các phương pháp khác.

Guo và cộng sự. [12] đã nghiên cứu một phương pháp nhận dạng palmprint dựa trên HEBD (Horizontally Expanded Blanket Dimension). HEBD là một phương pháp cho phép tính toán kích thước bề mặt hình ảnh bằng cách sử dụng một kỹ thuật blanket để nắm bắt các đặc điểm kết cấu ở các độ phân giải không gian khác nhau. Sự vượt trội của kích thước blanket mở rộng theo chiều ngang, chiều dọc và các quy mô khác nhau được so sánh. Kết quả thử nghiệm được đánh giá trên cơ sở dữ liệu palmprint PolyU và CASIA cho thấy hiệu quả của HEBD đa quy mô. Kết quả cho thấy tỷ lệ nhận dạng cao với thời gian thực hiện ít hơn.

Gần đây, Hong và cộng sự. [13] đã phát triển một hệ thống nhận dạng vân lòng bàn tay dựa trên phân tách Vese-Osher nhanh. Đầu tiên, phương pháp sử dụng mô

hình Gaussian defocus degradation model (GDDM) để mô tả và xử lý các hình ảnh mờ của vân lòng bàn tay. Tiếp theo, cấu trúc và các lớp kết cấu của hình ảnh mờ được thực hiện bằng mô hình phân rã Vese-Osher nhanh. Theo đó, lớp cấu trúc (SL) chứng minh tính ổn định và mạnh mẽ của nó so với lớp kết cấu. Do đó, một bộ mô tả mới dựa trên WHOG-LSP (weighted histogram of oriented gradient for locally selected pattern) được sử dụng để trích xuất các đặc điểm khác biệt từ SL của hình ảnh mờ. Cuối cùng, phép đo độ tương tự được tính bằng hệ số tương quan chuẩn hóa. Kết quả được thực nghiệm trên cơ sở dữ liệu vân lòng bàn tay là PolyU và IITD cho thấy sự mạnh mẽ và hiệu quả của phương pháp này.

1.3.4 So khớp

Bước phù hợp kết hợp so sánh các vectơ đặc trưng được trích xuất từ một người được yêu cầu với các mẫu được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu một mặt và mặt khác tính toán điểm số phù hợp (hoặc điểm tương tự). Điểm này có thể được tính toán chung bằng các khoảng cách số liệu khác nhau như khoảng cách Euclide [14], khoảng cách Mahalanobis [22], hệ số tương quan [17], khoảng cách tuyệt đối (L1) [21] hoặc kết hợp các khoảng cách khác nhau này trong trường hợp hệ thống sinh trắc học đa phương thức [22]. Điểm phù hợp là thước đo độ tương tự giữa hình ảnh bàn tay của người dùng được yêu cầu và các mẫu được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu. Đối với hình dạng của bàn tay, những người khác nhau có thể có hình dạng bàn tay tương tự và khả năng này tăng lên đặc biệt với một dân số lớn. Do đó, các cách tiếp cận khác nhau đã được đề xuất trong tài liệu để dự đoán chính xác danh tính của người. Ví dụ, các nhà nghiên cứu đã đề xuất đào tạo một bộ phân loại bằng cách sử dụng các máy vectơ hỗ trợ (SVM) vì kỹ thuật này chủ yếu cung cấp hiệu suất tổng quát hóa tốt hơn [23], [24]. Ý tưởng là đào tạo một trình phân loại cho mỗi người đã đăng ký bằng cách xem xét các vectơ đặc trưng được liên kết với người đầu vào là các mẫu tích cực và các vectơ đặc trưng khác làm các mẫu âm. Điểm phù hợp được tạo ra bằng cách sử dụng phân loại đã được đào tạo

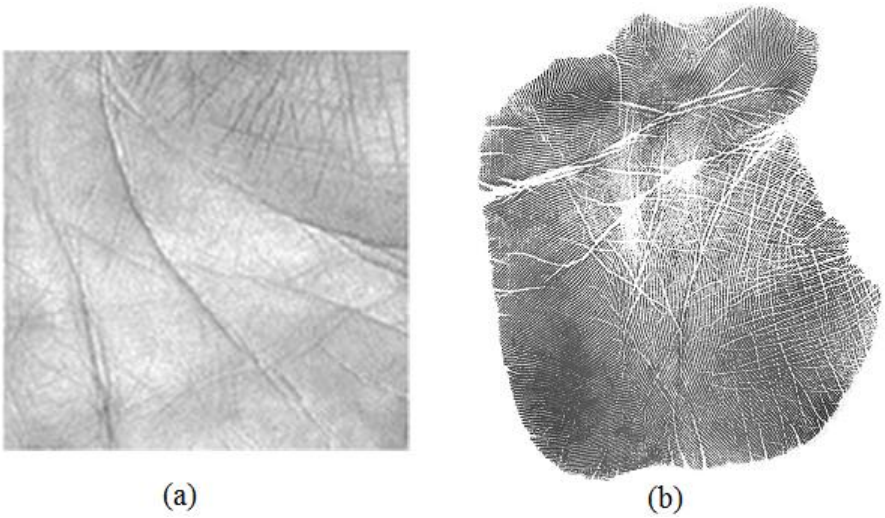
1.3.5 Kết quả

Theo điểm phù hợp được tính toán trước đó, quyết định cuối cùng về danh tính của người (nhận dạng) hoặc người xác nhận danh tính của người đó (xác minh) được đưa ra. Trong chế độ xác minh, một giá trị ngưỡng cụ thể được chọn. Trong thực tế, nếu điểm phù hợp cao hơn giá trị ngưỡng (hình ảnh bàn tay từ cùng một người), người đó được chấp nhận, nếu không anh ấy/ cô ấy sẽ bị từ chối. Giá trị ngưỡng được chọn tùy thuộc vào một số tỷ lệ quan trọng, tức là tương đương với Tỷ lệ chấp nhận sai (FAR) và Tỷ lệ từ chối sai (FRR), cung cấp Tỷ lệ lỗi bằng (EER). Trong chế độ nhận dạng, vectơ tính năng đầu vào bị ảnh hưởng bởi danh tính của mẫu gần nhất được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu. Nếu khoảng cách nhỏ hơn ngưỡng xác minh, danh tính được yêu cầu được coi là chính xác, nếu không, kết quả sẽ là không chính xác.

CHƯƠNG 2 CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Nhận dạng vân lòng bàn tay là một bài toán với nhiều thách thức cho việc chứng thực một cá nhân với hệ thống do tính phức tạp của ảnh vân lòng bàn tay. Suốt hơn một thập kỷ qua, có nhiều vấn đề phức tạp liên quan đến bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay được đưa ra để giải quyết và đã thu hút được rất nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực sinh trắc học.

Việc nghiên cứu bài toán nhận dạng vân lòng bàn tay sử dụng cả ảnh độ phân giải cao và ảnh độ phân giải thấp. Ảnh độ phân giải cao (400 dpi hoặc cao hơn) thường thích hợp cho các ứng dụng về mặt hình sự như phát hiện, truy tìm tội phạm. Ảnh độ phân giải thấp (100 dpi hoặc thấp hơn) thì phù hợp cho các ứng dụng nhân sự và thương mại như quản lý truy cập. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tập trung vào ảnh độ phân giải thấp do tính thân thiện với người sử dụng, độ chính xác tương đối cao, chi phí thấp. Đây cũng là hướng tập trung nghiên cứu của đề tài này.

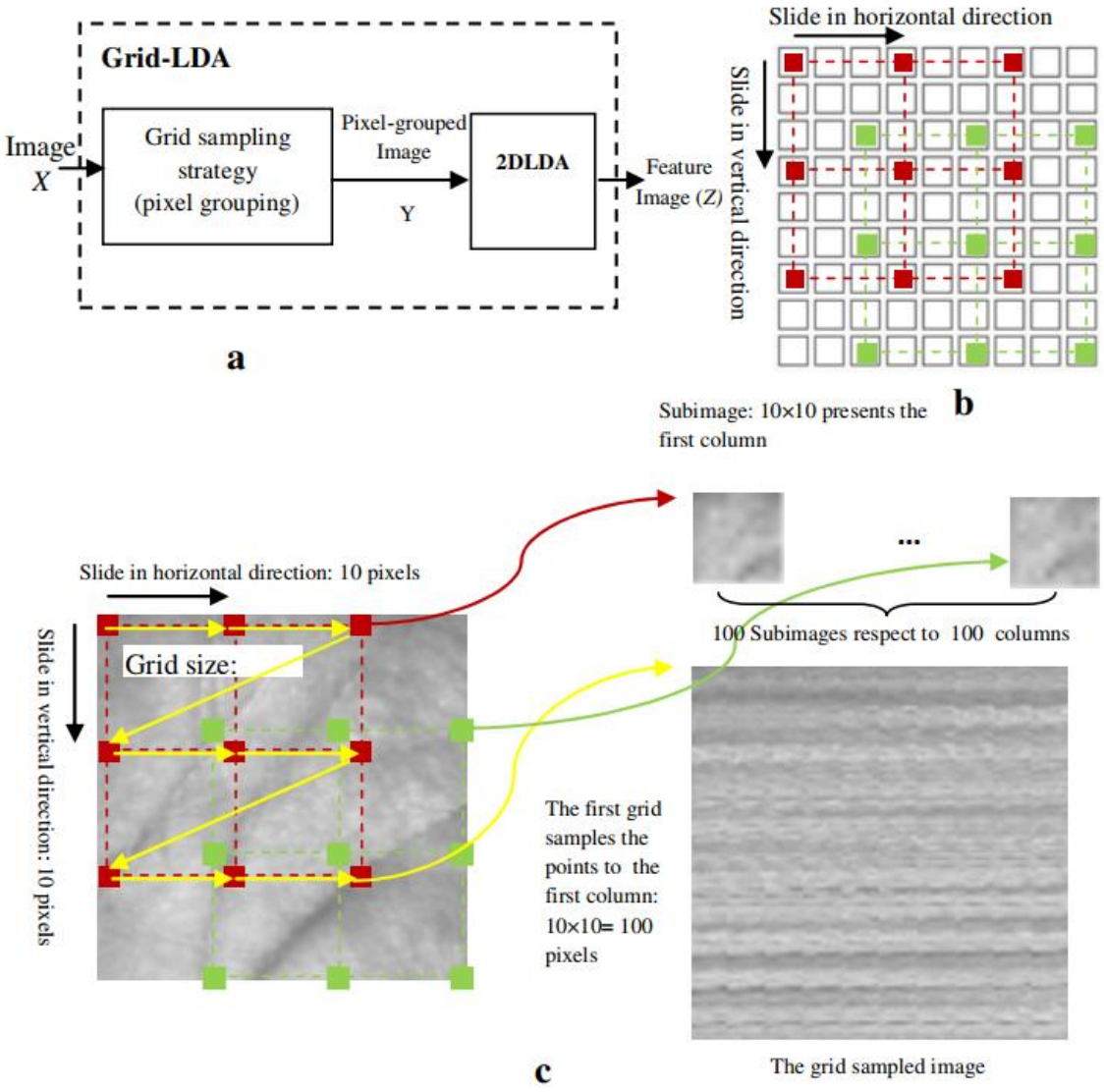


Hình 2.1 (a) ảnh vân lòng bàn tay chất lượng thấp, (b) ảnh vân lòng bàn tay chất lượng cao

Có nhiều kỹ thuật liên quan đã được đưa ra để giải quyết bài toàn này. Sau đây chúng tôi trình bày một số phương pháp có độ chính xác tốt.

2.1 Giới thiệu GridLDA

Grid được lấy mẫu dựa trên 2DLDA, được gọi là GridLDA, [25] là công cụ hiệu quả để trích xuất tính năng phân biệt đối xử và chiều thấp để phân loại. GridLDA là 2DLDA với đầu vào là các pixel được nhóm lại theo chiến lược lấy mẫu lưới (xem Hình 2.2)



Hình 2.2 (a) Sơ đồ khối của GridLDA, (b) Chiến lược lấy mẫu lưới, (c) quá trình lấy mẫu lưới [25]

Lấy mẫu lưới được định nghĩa là: lưới hình chữ nhật dạng ảo được phủ lên trên ma trận hình ảnh (xem Hình 4b) và các điểm tại các giao điểm của đường lưới được lấy mẫu. Các pixel được lấy mẫu được đóng gói thành một tập hợp con. Sau đó, lưới

được phủ lên sẽ trượt một pixel theo hướng ngang hoặc dọc. Tại mỗi vị trí mới, lấy mẫu lưới được thực hiện và tập hợp con mới của các biến ngẫu nhiên được lấy (xem Hình 4c). Xem xét hình ảnh $M_0 \times N_0$, nhóm tác giả xây dựng chiến lược như sau:

$$RG(k,p) = \{rg(x_0,y_0): x_0 = 0, \dots k-1; p_0 = 0 \dots, p-1\},$$

$$rg(x_0,y_0) = \begin{Bmatrix} (x_i,y_j): x_i = x_0 + i \times k; y_i = y_0 + j \times p \\ i = 0, \dots, s-1; s = N_0/k\,; \\ j = 0, \dots, t-1; t = M_0/p \end{Bmatrix} \quad (7)$$

$$f_g(u,v) = f(x_i,y_j), u = x_0 \times k + y_0, v = i \times s + j,$$

$$(x_i,y_j) \in rg(x_0,y_0), rg(x_0,y_0) \in RG(k,p)$$

trong đó k và p là số lần trượt theo hướng ngang và dọc tương ứng; m = k × p là số của lưới; s và t lần lượt là kích thước của chiều rộng và chiều cao của lưới; n = s × t là số phần tử trong lưới. Do đó, các pixel của mỗi hình ảnh được nhóm thành m bộ có cùng kích thước (n pixel), được gọi là RG (k, p).

Mỗi bộ rg (x_0, y_0) tương ứng với một cột của ma trận được nhóm pixel m × n. Hình 4c cho thấy mỗi lưới tạo ra một cột của hình ảnh được lấy mẫu lưới có thể đại diện cho hình ảnh đã thay đổi kích thước của hình ảnh gốc, được gọi là ảnh phụ.

Hơn nữa, các hình ảnh phụ gần giống nhau về mặt hình học. Vì hình ảnh được lấy mẫu lưới là đầu vào của 2DLDA, 2DLDA có thể giảm kích thước không gian một cách hiệu quả do các cột có tương quan cao. Vì các tiểu phần được biểu thị cho các ảnh gốc này có nhiều thông tin phân biệt hơn các chiến lược lấy mẫu khác (như: Chiến lược lấy mẫu Cột, Hàng, Đường chéo và khối), 2DLDA của hình ảnh được lấy mẫu lưới có thể trích xuất tính năng phân biệt hơn 2DLDA của tất cả các chiến lược lấy mẫu khác.

Giả sử có N hình ảnh được lấy mẫu lưới huấn luyện $A_i \in R^{m \times n}$, bao gồm các lớp mẫu đã biết L, ký hiệu là C_1, C_2, .., C_L, C_i bao gồm các hình ảnh huấn luyện N_i từ lớp thứ i và $N = \sum_{i=1}^{K} N_i$. Trọng tâm toàn cục $\bar{A}$ của tất cả các hình ảnh được lấy mẫu lưới

huấn luyện và trung tâm cục bộ của $\bar{A}_i$ của mỗi lớp C*i* được định nghĩa là $\bar{A} = (1/N)\sum_{i=1}^{N} A_i$, $\bar{A}_i = (1/N_i)\sum_{A_j \in C_j} A_j$. 2DLDA tìm một tập các vectơ phân biệt tối ưu để tạo thành một biến đổi X = {x_1, x_2, ..., x_d} được định nghĩa là:

$$X = argmax\ J\ (X) \tag{8}$$

Trong đó Fisher J (X) được ký hiệu là:

$$J(X) = \frac{X^T G_b X}{X^T G_w X} \tag{9}$$

Trong đó T biểu thị ma trận hoán vị, G_b và G_w tương ứng là ma trận phân tán giữa lớp và ma trận:

$$S_B = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{L} N_i(\bar{A}_i - \bar{A})^T(\bar{A}_i - \bar{A}) \tag{10}$$

$$S_w = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{L}\sum_{A_j \subset C_i} \left(A_j - \bar{A}_i\right)^T \left(A_j - \bar{A}_i\right) \tag{11}$$

Các ma trận chiếu tối ưu X = {x_1, x_2, ..., x_d} có thể thu được bằng cách tính toán các hàm riêng trực giao của $G_w^{-1}G_b$tương ứng với các giá trị riêng lớn nhất của d do đó tối đa hóa hàm J(X). Giá trị của d có thể được kiểm soát bằng cách đặt ngưỡng như sau:

$$\frac{\sum_{i=1}^{d}\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_i} \geq \theta \tag{12}$$

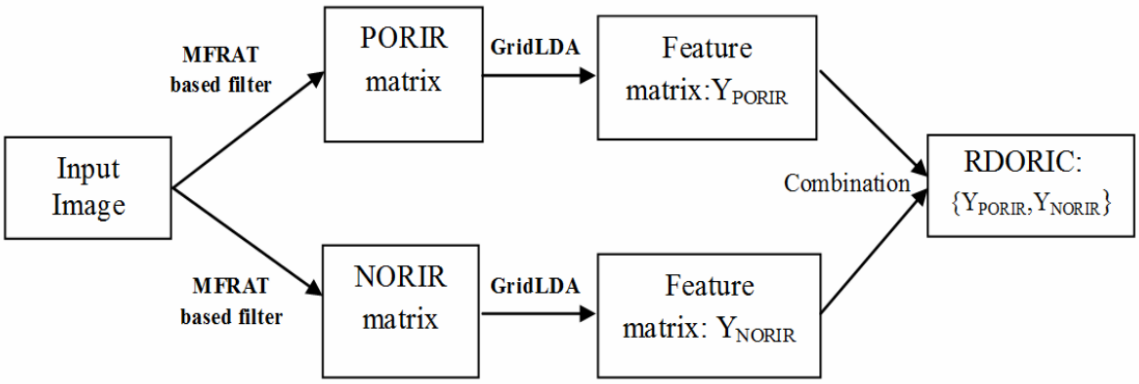
Trong đó $\lambda_1, \ldots, \lambda_n$ là giá trị riêng n lớn nhất của $(G_w)^{-1}$ và θ là ngưỡng được xác định trước.

Chúng ta hãy giả sử rằng chúng ta đã thu được n bằng ma trận chiếu X, chiếu hình ảnh m theo n lưới lấy mẫu A lên X, thu được một m bởi d ma trận tính năng Y:

$$Y = A.X \quad (13)$$

2.2 Phương pháp RDORIC

Hình 2.3 thể hiện minh họa về quy trình tổng thể của của phương pháp được đề xuất của nhóm tác giả. Các bước xử lý của phương pháp được đề xuất để trích xuất tính năng RDORIC được tóm tắt như sau:



Hình 2.3 Tổng quan về phương pháp được đề xuất của nhóm tác giả để trích xuất ma trận tính năng hướng phân biệt [25]

Bước 1: Tính toán hình ảnh NORIR và PORIR của từng hình ảnh palmprint dựa trên bộ lọc dựa trên MFRAT.

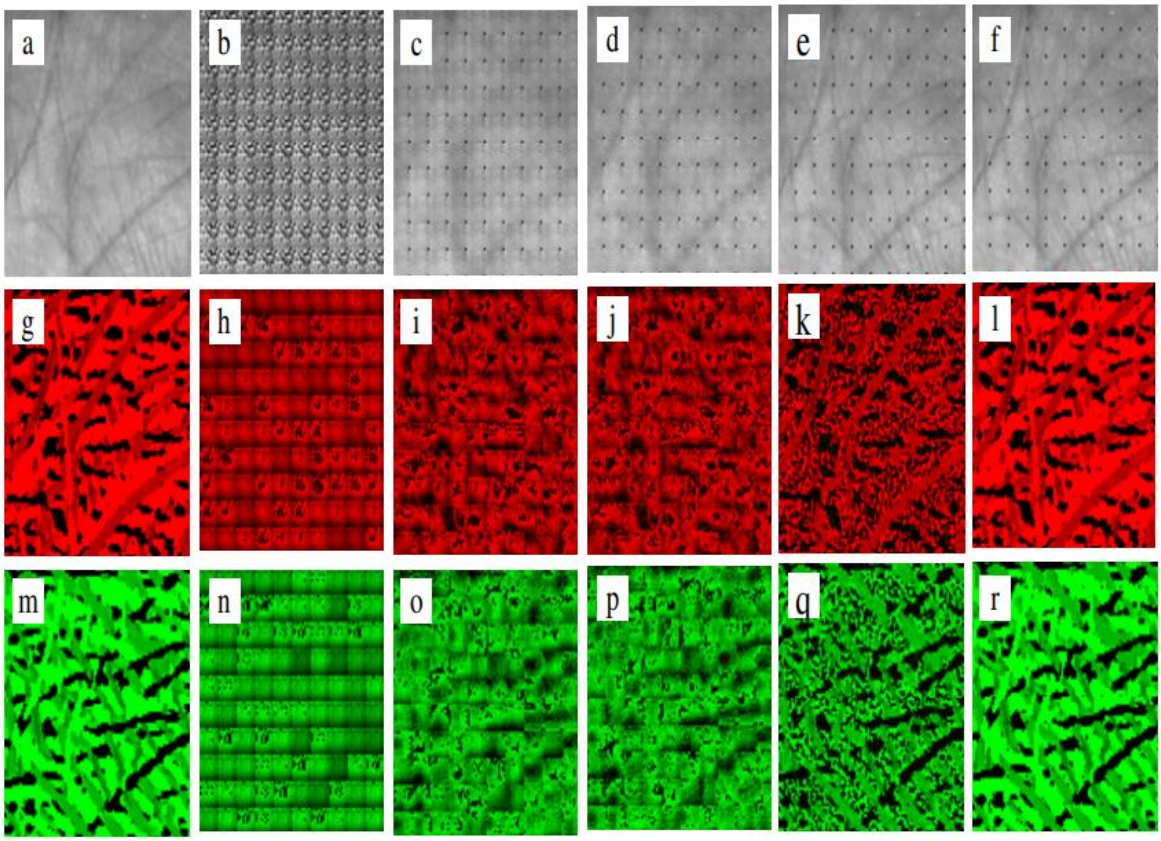
Bước 2: Dựa trên GridLDA, tính toán RDORIC bao gồm hai ma trận YNORIR và YPORIR bằng cách áp dụng phương trình (14) cho hình ảnh NORIR và PORIR.

Hình 2.4 trình bày một số kết quả của phương pháp được đề xuất của nhóm tác giả bao gồm: hình ảnh gốc, hình ảnh NORIR, hình ảnh PORIR và một số hình ảnh được xây dựng lại của những hình ảnh này với kích thước khác nhau.

Đưa ra một hình ảnh palmprint mẫu f, sử dụng phương pháp được đề xuất của nhóm tác giả để có được RDORIC tính năng Y: $\{Y_{NORIR}, Y_{PORIR}\}$, sau đó một trình phân loại lân cận gần nhất được sử dụng để phân loại. Ở đây, khoảng cách giữa Y và Y_k được xác định bởi:

$$d(Y, Y_k) = \|Y - Y_k\| = \frac{1}{6 \times m \times d}\left(\begin{array}{l}\sqrt{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{d}\left(Y_{PORIR^{(i,j)}} - Y_{PORIR_k}^{(i,j)}\right)^2} + \\ \sqrt{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{d}\left(Y_{NORIR^{(i,j)}} - Y_{NORIR_k}^{(i,j)}\right)^2}\end{array}\right) \quad (14)$$

Khoảng cách d (Y, Y_k) nằm trong khoảng từ 0 đến 1. Khoảng cách của kết hợp hoàn hảo nhất là 0



Hình 2.4 Một số mẫu thể hiện phương pháp trích xuất tính năng của nhóm tác giả: (a) hình ảnh palmprint với kích thước 100 × 100; (b) - (f) một số hình ảnh được xây dựng lại của hình ảnh gốc bằng GridLDA với d = {1,5, 20, 80, 99} tương ứng; (g) hình ảnh PORIR; (m) hình ảnh NORIR và một số hình ảnh được dựng lại của hình ảnh PORIR (h) - (l) và hình ảnh NORIR (n) - (r) của GridLDA với d = {1,5, 20, 80, 99} [25]

Kết quả thực nghiệm:

Để đánh giá phương pháp được đề xuất và hệ thống của nhóm tác giả, nhóm tác giả so sánh hiệu suất nhận dạng của phương pháp của được đề xuất với một số phương

pháp tiên tiến trên cơ sở dữ liệu của phòng thí nghiệm của nhóm tác giả và cơ sở dữ liệu palmprint công cộng của Đại học Bách khoa Hồng Kông, Cơ sở dữ liệu đa phương tiện PolyU

2.3 Mã hướng đặc trưng phân biệt (RDORIC)

Bài báo này của nhóm tác giả trình bày một hệ thống nhận dạng palmprint trong đó nhóm tác giả đề xuất một phương pháp Mã hướng đặc trưng phân biệt, được gọi là RDORIC, để nhận dạng palmprint. Để có được các tính năng đường rõ ràng, thiết bị được thiết kế để chụp ảnh palmprint dưới ánh sáng xanh lục. Để trích xuất tính năng RDORIC, nhóm tác giải trình bày thuật toán bao gồm hai bước chính: (1) Tính toán bản đồ định hướng đường cọ và (2) Trích xuất tính năng phân biệt của bản đồ định hướng. Trong bước đầu tiên, các bản đồ định hướng có tính phân biệt cao và định hướng có tính phân biệt thấp tính toán bằng cách áp dụng biến đổi Radon hữu hạn đã sửa đổi (MFRAT). Trong bước thứ hai, 2DLDA được sử dụng để lấy mẫu, được gọi là Grid-LDA, được sử dụng để loại bỏ thông tin dư thừa của các bản đồ định hướng và tạo thành một mã tách lớp phù hợp hơn để nhận dạng palmprint. Kết quả thử nghiệm trên cơ sở dữ liệu của phòng thí nghiệm của nhóm tác giả và cơ sở dữ liệu công cộng của Đại học Bách khoa Hồng Kông (PolyU) cho thấy kỹ thuật của nhóm tác giả cung cấp một đại diện định hướng rất mạnh mẽ để nhận biết và chứng minh tính khả thi của hệ thống được đề xuất

2.4 Đặc trưng mẫu hướng cục bộ (LLDP)

Trong bài báo này, nhóm tác giả đề xuất một không gian đầu vào tính năng mới và xác định một bộ mô tả giống như LBP hoạt động trong không gian hình học đường cục bộ, do đó đề xuất một bộ mô tả hình ảnh mới, các mẫu định hướng dòng cục bộ (LLDP). Mục đích của nhóm tác giả là chỉ ra rằng việc triển khai các mô tả LLDP khác nhau thực hiện cạnh tranh trong nhận dạng palmprint. Nhóm tác giả đánh giá các biến thể của LLDP, ví dụ: biến đổi radon hữu hạn đã sửa đổi (MFRAT) và phần thực của bộ lọc Gabor được khai thác để trích xuất các tính năng palmprint định hướng mạnh mẽ. Đường cọ là các tính năng thiết yếu của một palmprint. Nhóm tác giả có thể chỉ ra rằng các mô tả LLDP được đề xuất là phù hợp để nhận dạng palmprint

mạnh mẽ. Cuối cùng, nhóm tác giả trình bày một so sánh hiệu suất kỹ lưỡng giữa các phương pháp khác như LBP và các LLDP khác nhau. Dựa trên các kết quả thử nghiệm, mã hóa tính năng được đề xuất của nhiều LLDPs bằng cách sử dụng các hướng có thể đạt được hiệu suất nhận dạng tốt hơn so với chuỗi bit trong triển khai LLDP dựa trên Gabor. Nhóm tác giả đã sử dụng bốn cơ sở dữ liệu để so sánh hiệu suất: Cơ sở dữ liệu Palmprint của Đại học Bách khoa Hồng Kông II(PolyU), Cơ sở dữ liệu Hong Kong Polytechnic University Multispectral, Cơ sở dữ liệu palmprint Cross-Sensor và cơ sở dữ liệu IIT Delhi. Nhìn chung, các bộ mô tả LLDP đạt được hiệu suất cạnh tranh hoặc tốt hơn các bộ mô tả LBP khác.

Thuật toán đề xuất

Trong LLDP, MFRAT và phần thực của bộ lọc Gabor được khai thác để trích xuất tính năng chỉ đường. Ở phương pháp này, 12 đường dựa trên hướng sẽ được phát hiện.

MFRAT được định nghĩa như sau: Trong một hình ảnh, với diện tích cục bộ Z_p, có kích thước là p x p, MFRAT tính toán các phản ứng dòng khác nhau $\{m_i\}$ (i=0, 1, …, 12) trên pixel trung tâm (x_0, y_0) theo công thức sau:

$$m_i = \sum_{x,y \in L_i} f[x, y] \tag{15}$$

Trong đó f [x, y] là giá trị pixel nằm trong (x, y) và L_i biểu thị tập hợp các điểm tạo thành một dòng trên Z_p, có nghĩa là:

$$L_i = \{x, y\}: y = S_i(x - x_0) + y_0, x \in Z_p \tag{16}$$

Trong đó i có nghĩa là số chỉ số tương ứng với độ dốc S_i. Điều đó cho thấy *i* khác nhau thì L_i sẽ biểu thị độ dốc khác nhau. Đối với bất kỳ i đã cho, Tổng của m_i chỉ có một dòng, đi qua điểm trung tâm (x_0, y_0) của Z_p đã được tính. m_i là các đường phản ứng của L_i. Hình 2.6 cho thấy 13 x 13 MFRAT ở 12 hướng khác nhau.

Bộ lọc Gabor là một công cụ mạnh mẽ trong thị giác máy tính và nhận dạng mẫu. Nói chung, bộ lọc Gabor 2D có dạng sau

$$G(x, y, \theta, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} exp\{2\,\pi j(\pi x\, cos\,\theta + \mu\, y\, sin\,\theta\} \quad (17)$$

Trong đó j =$\sqrt{-1}$, μ là tần số của sóng hình sin, θ điều khiển hướng của hàm và σ là độ lệch chuẩn của Gaussian. Dựa trên chức năng Gabor này, một ngân hàng bộ lọc Gabor với một tỷ lệ và k hướng có thể được tạo. Hướng, θ_i, được tính như sau.

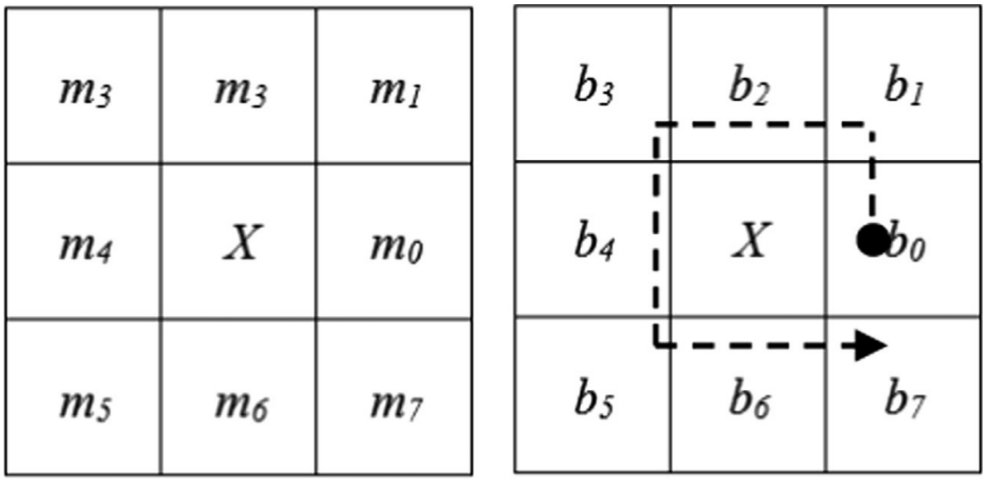
$$\theta_i = \frac{\pi(i-1)}{12} i = 1,2,\dots,12 \quad (18)$$

Các phần thực của bộ lọc Gabor ở 12 hướng được thể hiện trong hình 2.7.

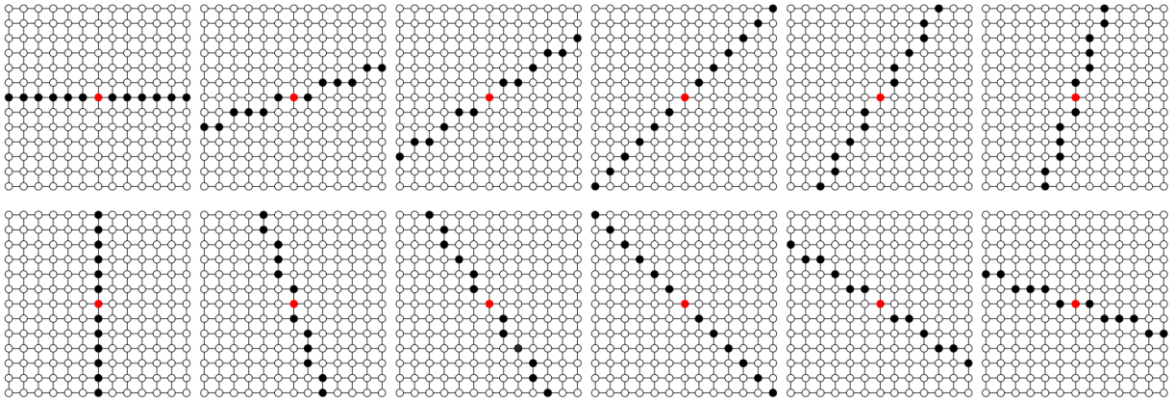
Với hình ảnh palmprint I, các bước trích xuất phản hồi dòng và hướng của pixel trong palmprint bằng phần thực của ngân hàng bộ lọc Gabor có thể được tóm tắt ngắn gọn như sau: tạo hình ảnh I sử dụng phần thực của ngân hàng bộ lọc Gabor được thiết kế để tạo hình ảnh được lọc. Dòng đáp ứng m_i nằm trong I(x, y) có thể thu được bằng các phương trình sau:

$$m_i = (I * G(\theta_i))_{(x,y)} \quad (19)$$

Theo sơ đồ mã hóa của LDP, ELDP và LDN, nhóm tác giả sử dụng ba chiến lược mã hóa để tạo mã LLDP.



Hình 2.5 Vị trí đáp ứng cạnh với 8 hướng (bên trái) và vị trí bit nhị phân LDP (bên phải).



Hình 2.6 13 x 13 MFRAT theo các hướng 0^0, 15^0, 30^0, 45^0,60^0, 75^0, 90^0; 105^0, 120^0, 135^0, 150^0 và 165^0; điểm đỏ là tâm; điểm đen và đỏ tạo thành các đường ở các hướng khác nhau.

LLDP chiến lược 1: trong chiến lược này, nhóm tác giả khai thác sơ đồ mã hóa như LDP. Vì các đường cọ là các đường tối, nên các giá trị phản hồi dòng k tối thiểu $\{m_i\}$ (i=0, 1, …, 12) được chọn và các bit định hướng tương ứng được đặt thành 1. Các bit (12-k) còn lại được đặt thành 0. Do đó, đối với pixel trung tâm của vùng lân cận được mã hóa, mã LLDP của nó được lấy từ.

$$LLDP_k = \sum_{i=0}^{12} b_i(m_i - m_k)2^i, b_i(a) = \begin{cases} 0, & a \geq 0 \\ 1, & a < 0 \end{cases} \quad (20)$$

Trong đó m_k là đáp ứng hướng tối thiểu thứ k

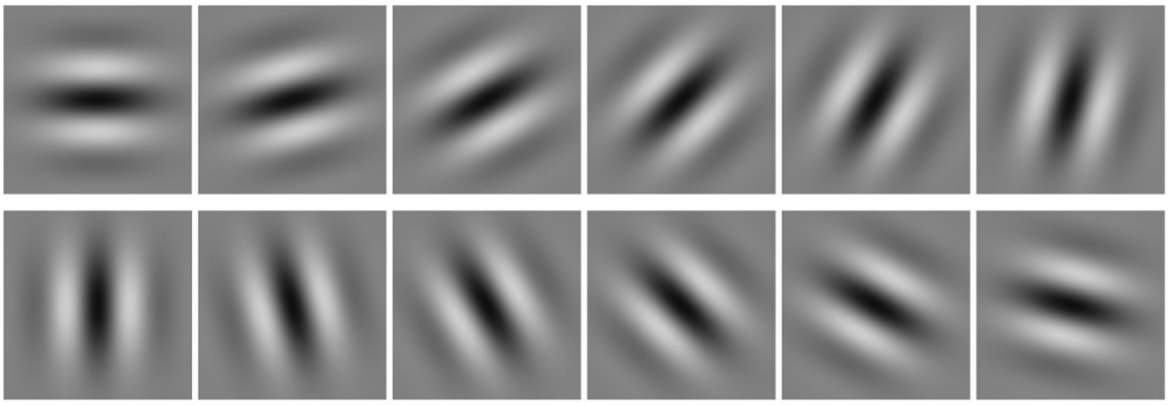
LLDP chiến lược 2: chiến lược thứ hai áp dụng sơ đồ mã hóa tương tự ELDP. Đó là, các chỉ mục của các phản ứng dòng tối thiểu thứ nhất và thứ hai, t_{12} và t_{11}, được sử dụng để mã hóa. Vì có 12 hướng, nhóm tác giả sử dụng mã thập phân. Mã hóa LLDP thập phân dựa trên chiến lược 2 được xác định như sau:

$$LLDP = t_{12} + 12^1 + t_{11} \times 12^0 \quad (21)$$

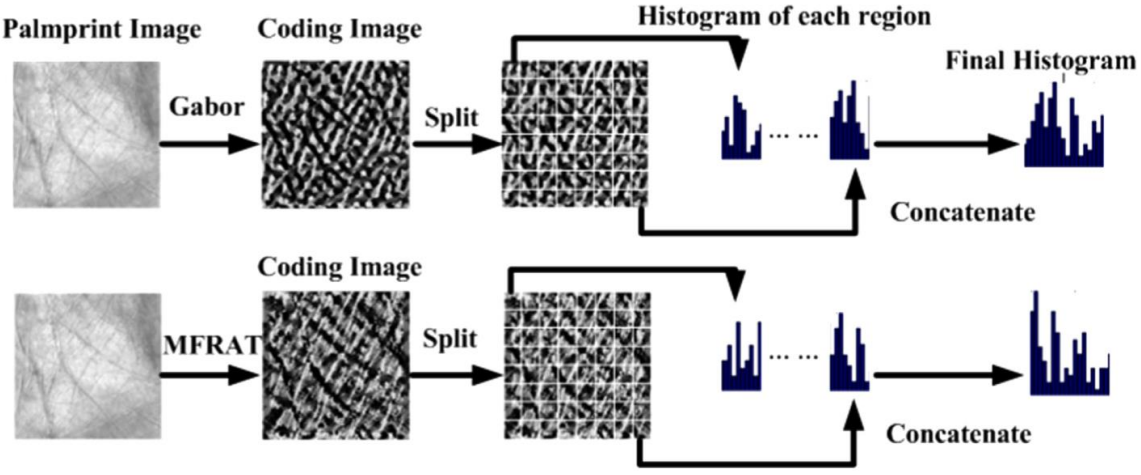
LLDP chiến lược 3: chiến lược này áp dụng sơ đồ mã hóa tương tự LDN. Số chỉ mục của đáp ứng dòng tối thiểu t_{12} và phản hồi dòng tối đa t_1 được sử dụng để mã hóa. Mã hóa LLDP thập phân dựa trên chiến lược 3 được định nghĩa như sau

$$LLDP = t_{12} + 12^1 + t_1 \times 12^0 \quad (22)$$

Để dễ phân biệt, nếu các dòng cọ được trích xuất bởi các bộ lọc MFRAT hoặc Gabor, tên của LLDP dựa trên chiến lược mã hóa 1, 2 và 3 được ký hiệu là $LLDP_M^1$, $LLDP_G^1$, $LLDP_M^2$, $LLDP_G^2$, $LLDP_M^3$, $LLDP_G^3$tương ứng



Hình 2.7 Các bộ phận thực của ba bộ lọc Gabor theo các hướng hướng 0^0, 15^0, 30^0, 45^0,60^0, 75^0, 90^0; 105^0, 120^0, 135^0, 150^0 và 165^0



Hình 2.8 Một ví dụ về mô tả LLDP

Trong bài báo này, Nhóm tác giả trích xuất tính năng trong các bộ mô tả cấu trúc LBP từ cường độ và không gian độ dốc đến không gian dòng và đề xuất một bộ mô tả tính năng cục bộ mới, mẫu định hướng đường cục bộ (LLDP), để nhận dạng palmprint. Theo kết quả thử nghiệm, hiệu suất nhận dạng của phương pháp LLDP được đề xuất rõ ràng là tốt hơn so với các phương pháp LBP khác.

2.5 Mẫu đa hướng cục bộ (LMDP)

Trong bài báo này, nhóm tác giả đề xuất một mẫu đa hướng cục bộ (LMDP) để mô tả hiệu quả các tính năng đa hướng của hình ảnh palmprint. LMDP không chỉ thể hiện chính xác số lượng và vị trí của các hướng phân biệt mà còn cho thấy sự hiệu quả và sự tin cậy của từng hướng. Một sơ đồ mã hóa đơn giản và hiệu quả được thiết kế để biểu diễn cho LMDP và một bộ mô tả LMDP được sử dụng làm không gian đặc trưng của hình ảnh palmprint trong nhận dạng palmprint. Các kết quả thử nghiệm được mở rộng để chứng minh tính ưu việt của LMDP so với các phương pháp khác và các phương pháp dựa trên hướng trong nhận dạng palmprint.

Trong thực tế, hình ảnh palmprint thường chứa một số đường chéo, có nghĩa là một số điểm có nhiều hướng chiếm ưu thế. Tuy nhiên, quy tắc cơ bản của trích xuất là lấy tất cả dựa trên bộ lọc mạnh nhất được chọn từ ngân hàng các bộ lọc kết hợp với hình ảnh palmprint. Nói cách khác, chỉ một trong những hướng chiếm ưu thế nhất có thể được trích xuất dựa trên quy tắc vượt trội hơn hẳn so với những hướng khác. Vì vậy, các phương pháp dựa trên hướng thông thường không thể mô tả chính xác các tính năng đa hướng của hình ảnh palmprint.

Quy tắc chiếm ưu thế nhất dựa trên giả định rằng bộ lọc có hướng tương tự với đặc điểm có thể nhận dạng được bàn tay. Đó là bởi vì bộ lọc có các đặc điểm có sự trùng lặp giữa các đường vân của hình ảnh palmprint. Cụ thể, bộ lọc Gabor có thể lấy được các đường thẳng có kích cỡ nhỏ trên các đường vân, và các đường tối của hình ảnh palmprint cũng có tỷ lệ tương đối nhỏ. Kết quả tỷ lệ thuận với vùng chồng lấp giữa bộ lọc giống như đường vân và tính năng của đường vân. Do đó, bộ lọc có hướng tương tự nhất với một đường của hình ảnh palmprint có thể tạo ra kết quả được xác định tối thiểu do diện tích đường chồng chéo giữa các đường vân. Hơn nữa, một hướng gần hơn của bộ lọc Gabor với hướng chiếm ưu thế của đường vân có thể tạo ra một vùng chồng chéo lớn hơn với đường vân nhỏ để tạo ra kết quả là sự trùng khớp giữa hai đường vân. Nói cách khác, giữa hai hướng của các bộ lọc khác nhau, đường chiếm ưu thế có thể có một điểm của hình ảnh palmprint phải nằm ở phía bên của bộ

lọc tạo ra giá các đường vân nhỏ hơn. Một cách đơn giản và hiệu quả để biểu thị mối quan hệ giữa hai kết quả của bộ lọc theo các hướng lân cận có thể được đưa ra là:

$$S = \left[s(r_1 - r_{N_0}), s(r_2 - r_1), \dots, s(r_j - r_{i-1}), \dots, s(r_{N_0} - r_{N_0} - 1)\right],$$

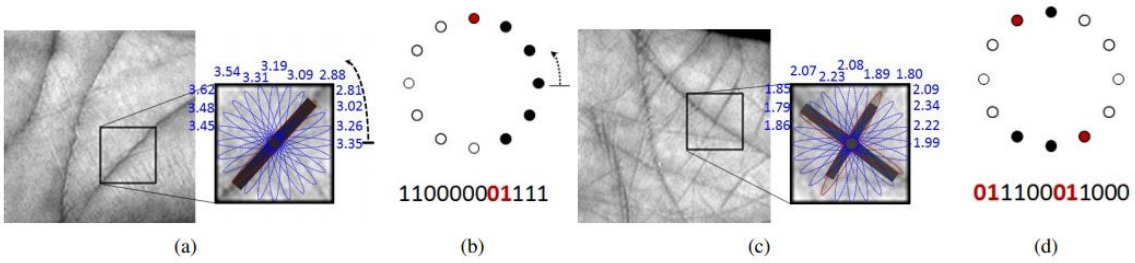
Where (23)

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x < 0 \\ 0, & x \geq 0 \end{cases}$$

Nói cách khác, nó được biểu thị bằng "1" nếu kết quả được tích hợp trên một hướng nhỏ hơn so với hướng liền kề theo chiều kim đồng hồ, nếu không, nó được biểu diễn dưới dạng "0". Bằng cách gán hệ số nhị phân 2^j cho mỗi phần tử s ($r_j - r_j - 1$) trong (4), nó có thể được chuyển đổi thành mẫu đa hướng cục bộ duy nhất (LMDP) để mô tả các tính năng hướng chủ đạo của điểm hình ảnh palmprint.

$$LMBP = \sum_{j=1}^{N_0} s(r_j - r_{\varphi(j)})1^j \quad (24)$$

Trong đó φ(j) biểu thị chỉ số hướng theo chiều kim đồng hồ liền kề của j. Cần lưu ý rằng LMDP là hình tròn và các chỉ số hướng của 1 và N_0 là liền kề.



Hình 2.9 LMDP. (a) Hiển thị một điểm có một hướng vượt trội và trình bày kết quả được xác định theo mười hai hướng và (b) mô tả LMBP của (a). Đặc biệt, các vòng tròn trên biểu thị thuộc tính vòng tròn của LMBP, trong đó các vòng tròn đen và trắng tương ứng là 1 và 0. Chuỗi bit 0/1 dưới đây là các điểm của LMBP. Cụ thể, mũi tên biểu thị mẫu bắt đầu và màu đỏ đại diện cho DP. (c) Hiển thị một điểm có hai hướng chiếm ưu thế và (d) mô tả LMBP của (c).

$$\varphi(j) = \begin{cases} N_0, & j = 1 \\ j - 1, & 2 \le j < N_0 \end{cases} \quad (25)$$

LMDP có thể phản ánh tốt nhất nhiều hướng của một điểm trong hình ảnh palmprint. Mẫu của "1"trong LMDP được đặt tên là Mẫu hướng (DP) về cơ bản biểu thị một hướng chiếm ưu thế, trong đó, "1" nghĩa là kết quả liên quan đến hướng hiện tại nhỏ hơn so với hướng kế bên theo chiều kim đồng hồ, trong khi đó "0" biểu thị rằng nó cũng nhỏ hơn so với hướng kế bên nhưng ngược chiều kim đồng hồ. Chỉ số của số "1" trong DP thể hiện hướng có đặc trưng cao nhất một cách chính xác và số lượng DP là số lượng hướng chiếm ưu thế. Hình 2.2 cho thấy quy trình tính toán LMBP, trong đó mẫu ví dụ của "111100001111", biểu thị rằng chỉ có một hướng chi phối tại 3π / 12 và mẫu hình "011100011000" biểu thị rằng điểm của hình ảnh palmprint có hai hướng chi phối tại 4π/12 và 10π/12, tương ứng. Do đó, LMDP không chỉ có thể biểu thị số lượng các hướng chiếm ưu thế mà còn cả vị trí chính xác của từng hướng chi phối.

Mã hóa LMDP

Để kiểm tra xem có sự tương ứng một-một giữa các mẫu của "01" và "10" hay không. Vì vậy, số DP (DPN) của LMDP có thể được lấy bằng cách:

$$\varphi DPN(LMDP) = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N_0} |s(r_j - r_{\varphi(j)}) - s\left(r_{\varphi(j)} - r_{\varphi(\varphi(j))}\right)| \quad (26)$$

DPN biểu thị chính xác số lượng hướng chiếm ưu thế của một điểm. Chỉ số DP (DPI), là chỉ số "1" của DP trong LMDP, trực tiếp chỉ ra vị trí của một hướng vượt trội. DPI của LMDP có thể được lấy như sau.

$$DPI(LMDP) = \{j | s(r_j - r_{\varphi(j)}) - s(r_{\emptyset(j)} - r_j) = 1\} \quad (27)$$

Where

$$\emptyset(j) = \begin{cases} j+1, & 1 \le j < N_0 \\ 1, & 1 = N_0 \end{cases}$$

Cần lưu ý là các hướng khác nhau và có những đặc trưng khác nhau thì sẽ có những độ tin cậy khác nhau trong các kịch bản của DPN≥2. Nói chung, độ tin cậy của DP được xác định bởi phản ứng của bộ lọc. Trong thực tế thì bộ lọc rất nhạy cảm với các yếu tố gây nhiễu và hình ảnh bị xoay. Để khắc phục vấn đề, nhóm tác giả đề xuất sử dụng độ dài DP (DPL) để xác định độ tin cậy của DP, được định nghĩa là tổng của số "1" nằm liên tiếp nhau ở bên phải và số "0" nằm liên tiếp nhau trên bên trái của DP. Bởi vì các số "1" và "0" nằm liên tiếp nhau có thể cho thấy sự hiệu quả của DP tại điểm đặc trưng của vân lòng bàn tay. DPL của DP trong Hình.2.2 (b) là 12 và DPL của DP trong Hình.2.2 (d) lần lượt là 5 và 7. DPL thể hiện tốt hơn DP và DPL lớn hơn có nghĩa là các hướng ổn định hơn.

Để thể hiện tính hiệu quả của phương pháp LMDP, nhóm tác giả đề xuất sử dụng nhãn để đại diện cho LMDP. Cụ thể, sau khi có được LMDP, nhóm tác giả tính toán DPN và DPI. Nhãn của LMDP được đặt trực tiếp là DPI khi DPN = 1. Trong kịch bản DPN = 2, DPI được sắp xếp theo thứ tự giảm dần theo DPL, sau đó đến phản ứng lọc trong trường hợp cùng một DPL cho hai DPI. Sau đó, LMDP được thể hiện bằng một nhãn duy nhất dựa trên DPI chính và DPI thứ cấp. Nhóm tác giả đã quan sát thấy rằng rất ít pixel trong hình ảnh vân lòng bàn tay có nhiều hơn hai hướng chiếm ưu thế, thậm chí ít hơn 2%. Vì vậy, một nhãn duy nhất được gán đặc biệt cho LMDP với DPN≥3. Do đó, nhóm tác giả chỉ định toán tử sau cho LMDP:

$$LMDP_L = \begin{cases} DPI, & if\ DPN(LMDP) = 1 \\ DPI_1 \times N_0 + DPI_2, & if\ DPN(LMDP) = 2 \\ N_m, & if\ DPN(LMDP) \ge 3, \end{cases} \quad (28)$$

trong đó DPI_1 và DPI_2 tương ứng là DPI chính và phụ, trong trường hợp có hai hướng chiếm ưu thế. Vì giá trị tối đa của $DPI_1 \times N_o + DPI_2$ là $N_0^2 + N_o - 2$, $N_m = N_0^2 + N_0 - 1$ là chấp nhận được. Kết quả là, nhãn nhỏ hơn hoặc bằng N_0 là DPI của một hướng chi phối duy nhất và nhãn N_m đại diện cho một điểm có nhiều hơn hai hướng

vượt trội. Ngoài ra, các nhãn khác có thể chỉ ra chính xác số chỉ mục của các hướng chiếm ưu thế chính và phụ.

Mô tả các khối LMDP

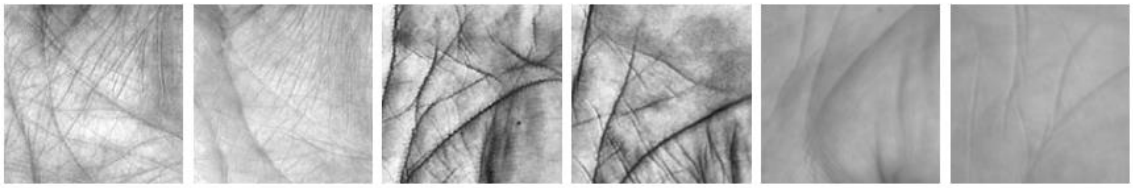
Để khắc phục sự sai lệch của hình ảnh vân lòng bàn tay, nhóm tác giả đề xuất sử dụng bộ mô tả LMDP, một biểu đồ dựa trên khối của $LMDP_L$, để thể hiện hình ảnh palmprint cho việc nhận dạng palmprint. Cụ thể, để được cung cấp một hình ảnh vân lòng bàn tay, trước tiên chúng ta tạo $LMDP_L$ với bản đồ của hình ảnh palmprint. Sau đó, nhóm tác giả chia M thành một tập hợp các khối nhỏ không chồng chéo $\{m_1, m_2, ..., mN_b\}$ với kích thước p × p, trong đó N_b là số khối. Nói chung, một giá trị p lớn phù hợp cho việc sắp xếp hình ảnh có độ sai lệch lớn. Trong bài báo này, kích thước khối được đặt theo kinh nghiệm là 16 × 16 pixel. Đối với mỗi m_i, nhóm tác giả tính toán biểu đồ của $LMDP_L$ được biểu thị bằng h_i với độ dài N_m, cụ thể là giá trị tối đa của $LMDP_L$. Sau đó, nhóm tác giả ghép tất cả các *hs* để tạo biểu đồ toàn cục H của M để tạo thành mô tả LMDP của hình ảnh palmprint với độ dài của N_bN_m. Cuối cùng, nhóm tác giả áp dụng khoảng cách Chi-square (X^2)để xác định sự giống nhau giữa hai mô tả LMDP:

$$X^2(H^A, H^B) = \sum_{i=1}^{N_b N_m} \frac{(H_i^A - H_i^B)^2}{H_i^A + H_i^B}, \tag{29}$$

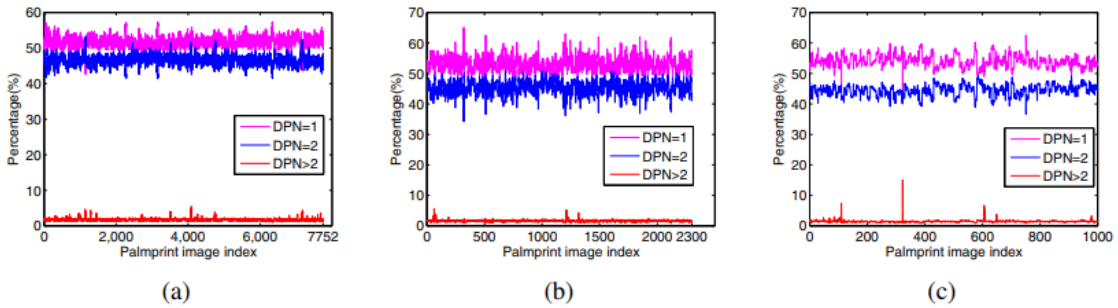
Trong đó H^A và H^B đại diện cho hai mô tả LMDP và H_i là giá trị của H tại ngăn thứ i.

Để hiển thị phân phối DPN của hình ảnh palmprint, nhóm tác giả tính toán DPN trong mỗi hình ảnh palmprint. Cụ thể, đưa ra một hình ảnh palmprint, nhóm tác giả đếm số điểm với DPN = 1, DPN = 2 và DPN≥ 3, tương ứng, để có được tỷ lệ phần trăm tương ứng của ba loại điểm. Các bảng phân chia DPN của hình ảnh palmprint trên ba cơ sở dữ liệu được mô tả trong hình 2.4, từ đó chúng ta có thể thấy rằng các điểm có DPN = 1 và DPN = 2 lần lượt là khoảng 54% và 45% và các điểm có DPN≥3 nhỏ hơn 2% trong hầu hết các trường hợp. Nói cách khác, có một số lượng lớn các điểm có hai hướng chiếm ưu thế và rất ít điểm có nhiều hơn hai hướng chiếm ưu thế. Do đó, ngoài

việc trích xuất hướng chiếm ưu thế chính, cần trích xuất hướng chiếm ưu thế thứ cấp để thể hiện tốt hơn tính năng hướng của palmprint. Trong khi đó, do rất ít điểm có nhiều hơn hai hướng chiếm ưu thế, nên việc nhóm các LMDP với DPN≥3 theo một nhãn duy nhất là hợp lý



Hình 2.10 Một số hình ảnh ROI palmprint điển hình. (a) (b) là từ cơ sở dữ liệu PolyU; (c) (d) là từ cơ sở dữ liệu IITD và (e) (f) là từ cơ sở dữ liệu GPDS



Hình 2.11 Phân phối DPN của hình ảnh palmprint. (a), (b) và (c) lần lượt là các bản phân phối DPN trên cơ sở dữ liệu PolyU, IITD và GPDS.

Để chứng minh tính hiệu quả của phương pháp được đề xuất, nhóm tác giả cũng kiểm tra hiệu suất của các phương pháp liên quan khác, bao gồm LBP [16], ELDP [19], LDN [20] và LLDP [18]. Lưu ý rằng LLDP đã triển khai bốn mô tả bằng cách áp dụng tương ứng bộ lọc Gabor và MFRAT để tạo ra các phản ứng lọc sau đó được mã hóa tương ứng bằng sơ đồ EPLD và LDN. Vì cả hai sơ đồ mã hóa ELDP và LDN trong LLDP đều có chung hiệu suất, nhóm tác giả triển khai cả hai, nghĩa là mã hóa kết quả lọc Gabor bằng EPLD và mã hóa kết quả lọc MFRAT bằng LDN, được gọi là LLDP_Gab_EPLD và LLDP_MFRAT_LDN. Biểu đồ khối cục bộ, kích thước tương tự như phương pháp tác giả đề xuất, được thiết lập bằng cách sử dụng bộ mô tả tương ứng và lược đồ so khớp "Chi-square" được áp dụng. Hơn nữa, Các phương

pháp mã hóa được dựa trên các phương pháp hướng được áp dụng rộng rãi trước đây. Ngoài ra, các tính năng SIFT thường được trích xuất và kết hợp với OLOF để nhận dạng palmprint không tiếp xúc [3], cụ thể là Sift_OLOF

Đầu tiên, LMDP, cũng như LLDP, dựa trên không gian hướng dòng là các tính năng quan trọng và phân biệt nhất của hình ảnh palmprint. Do đó, LMDP đạt được độ chính xác cao hơn các phương pháp của LBP, ELDP và LDN.

Thứ hai, LMDP hoạt động tốt hơn cả LLDP và các phương thức mã hóa dựa trên hướng, bao gồm các phương pháp mã cạnh tranh và mã thứ tự. Lý do chính là rất nhiều điểm của hình ảnh palmprint có nhiều hướng chiếm ưu thế và LMDP có thể biểu diễn tốt nhiều hướng vượt trội của hình ảnh palmprint. Tuy nhiên, cả LLDP và các phương thức mã hóa thông thường chỉ thu được một trong những hướng nổi trội nhất của hình ảnh palmprint. Ngoài ra, LMDP sử dụng nhiều hướng của bộ lọc hơn các phương thức dựa trên mã hóa để trích xuất tương đối chính xác tính năng theo hướng.

Thứ ba, bộ mô tả LMDP thực hiện tốt hơn nhiều so với các phương pháp mã hóa dựa trên hướng trên cơ sở dữ liệu IITD và GPDS. Bởi vì các mẫu trong cả cơ sở dữ liệu IITD và GPDS đều là hình ảnh palmprint không tiếp xúc, có sự khác biệt đáng kể về phép quay và bản dịch. Các tính năng dựa trên khối có thể khắc phục hiệu quả các vấn đề về các thay đổi hình ảnh như xoay và dịch.

Các tính năng định hướng của hình ảnh palmprint với độ phân biệt cao đã được sử dụng thành công để nhận dạng palmprint. Tuy nhiên, nhiều điểm của hình ảnh palmprint có nhiều hướng và các phương thức thông thường chỉ có thể chụp được điểm nổi bật nhất. Trong bài báo này, nhóm tác giả đề xuất một phương pháp mới mẫu đa hướng cục bộ (LMDP) để thể hiện hiệu quả nhiều hướng của hình ảnh palmprint, trong đó cả hai vị trí và độ tin cậy đều có thể được chỉ định chính xác. Mô tả của LMDP khối được sử dụng làm vector tính năng của hình ảnh palmprint trong giai đoạn phù hợp. Kết quả thử nghiệm được mở rộng trên ba cơ sở dữ liệu chứng minh rằng LMDP vượt trội so với các phương pháp dựa trên hướng khác nhau.

2.6 Kết luận

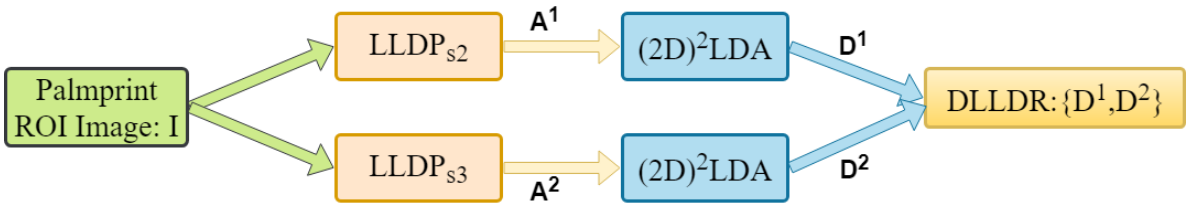
Các phương pháp nhận dạng vân lòng bàn tay theo mẫu hướng cục bộ đã được trình bày trong chương này đều cho hướng phân biệt và khai thác tốt các tính năng của vân lòng bàn tay. Các thuật toán đã được đề xuất đều có kết quả tốt, nhưng sự hạnh chế về mặt thời gian cũng như độ chấp nhận lỗi còn cao và chưa ổn định khi thử nghiệm trên các ảnh có độ nhiều và chất lượng ảnh thấp. Điều đó được thể hiện trong bảng thống kê kết quả thực nghiệm trong chương 4.

Trong phần thực nghiệm chương 4 sẽ cho thấy kết quả đạt được chúng thuật toán đề xuất trong nghiên cứu này so với các phương pháp liên quan. Cho thấy phương pháp đề xuất áp dụng tốt mẫu hướng cục bộ cho việc nhận diện vân lòng bàn tay

CHƯƠNG 3 PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

3.1 Giới thiệu mô hình đề xuất

Mẫu hướng cục bộ (LLDP) bất biến với các thay đổi về ánh sáng và có tính phân biệt cao hơn so với các mẫu hướng khác. Tuy nhiên, có hai cách để biểu diễn mã hướng tốt nhất: (1) sử dụng hướng của đường sáng nhất và đường tối nhất, (2) sử dụng hướng của đường tối nhất và đường tối nhì. Để khai thác triệt để hai tính năng này. Trước tiên, phương pháp của chúng tôi sẽ tính toán các tính năng của LLDP với hai chiến lược mã hóa này. Sau đó, chúng tôi áp dụng phương pháp $(2D)^2$LDA để giảm đi số chiều của LLDP và loại bỏ đi những đặc điểm không có tính phân biệt cao. Do đó, trong phần này, chúng tôi trình bày phương pháp được đề xuất một cách chi tiết với sự kết hợp giữa LLDP và $(2D)^2$LDA. Bên dưới là sơ đồ phương pháp đề xuất.



Hình 3.1 Sơ đồ phương pháp đề xuất

3.2 Phương pháp LLDP

Phương pháp LLDP sử dụng số index của các hướng để tính toán các tính năngg. Có ba cách để xây dựng LLDP [21].

Chiến lược 1: Các bit định hướng có đường độ đường K tối thiểu $\{\boldsymbol{m_i}\}, (\boldsymbol{i} = \boldsymbol{0}, \boldsymbol{1}, \dots, \boldsymbol{K})$ được đặt thành 1 và các bit còn lại được đặt thành 0, giống như:

$$LLDP_k = \sum_{i=0}^{K} b_i\left(m_i - m_j\right)/2^i, b_i(a) = \begin{cases} 0, a \geq 0 \\ 1, a < 0 \end{cases} \quad (30)$$

trong đó m_k là cường độ tối thiểu thứ k. K là số lượng hướng được xem xét.

Chiến lược 2: Các chỉ số của cường độ đường tối thiểu thứ nhất và thứ hai, t_{12} và t_{11} được sử dụng như:

$$LLDP = t_{12} \times K^1 + t_{11} \times K^0 \quad (31)$$

Chiến lược 3: Số index của phản hồi dòng tối thiểu t_{12} và phản hồi dòng tối đa t_1 được sử dụng như sau:

$$LLDP = t_{12} \times K^1 + t_1 \times K^0 \quad (32)$$

Các đường có thể được tính toán bởi ngân hàng bộ lọc MFRAT hoặc Gabor. Trong một hình ảnh, với diện tích cục bộ Z_p vuông, có kích thước là p x p, MFRAT tính toán độ lớn của các dòng khác nhau $\{m_i\}, (i = 0,1,..K)$ tại pixel (x_0, y_0) là:

$$m_i = \sum\nolimits_{x,y \in L_i} f(x,y) \quad (33)$$

$$L_i = \{(x,y): y = S_i(x - x_0) + y_0, x \in Z_P\} \quad (34)$$

Trong đó $f(x,y)$ là giá trị gray tại (x,y), L_i là tập hợp các điểm được tạo một đường trên Z_P và có nghĩa là số index của độ dốc S_i.

Đưa ra một hình ảnh I, ngân hàng bộ lọc Gabor có thể được áp dụng để phát hiện các dòng $\{m_i\}, (i = 0, 1, \dots, 12)$, nằm ở (x,y) như sau:

$$\begin{gathered} m_i = \langle I * G(x,y,\theta_i,\mu,\sigma)\rangle, \\ \theta_i = \frac{\pi(i-1)}{12}, i = 1,2,..,12, \\ G(x,y,\theta,\mu,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} f(x,y,\theta,\mu), \\ f(x,y,\theta,\mu) = exp\{2\pi j(\mu x cos\theta + \mu y sin\theta)\} \end{gathered} \quad (35)$$

Trong đó $j = \sqrt{-1}$, μ là tần số của sóng hình sin, giá trị θ điều khiển hướng của hàm và σ sigma là độ lệch chuẩn của Gaussian.

LLDP có ba chiến lược để mã hóa các mẫu định hướng đường. Tuy nhiên, chiến lược 2 có thể đại diện cho chiến lược 1 với k = 2, vì vậy chúng tôi chỉ chọn hai chiến lược để có được các mẫu ứng cử vđể khai thác triệt để tính khác biệt của các đường cọ. Đó là chiến lược 2 và chiến lược 3. Với hai chiến lược này, LLDP được tạo ra bởi các đường tối nhất, tối thứ hai và tối nhất là các đường ổn định và rõ ràng, và ảnh hưởng đến độ chính xác của việc nhận dạng.

3.3 Phương pháp (2D)^{2}LDA

(2D)^{2}LDA được áp dụng để giảm kích thước của ma trận LLDP. Giả sử $\{A_k\}, k = 1 \dots N$, k = 1…N là các ma trận LLDP được tính theo công thức (2) với chiến lược s2 (hoặc s3) thuộc về lớp C và giá trị thứ j^{th} lớp C_i có n_i mẫu ($\sum_{i=1}^{C} n_i = N$). Đặt $\bar{A}$ đại diện cho các tập đăng ký và $\bar{A}_i$ là đại diện cho của lớp thứ ith.

$$A_k = \left[\left(A_k^{(1)}\right)^T, \left(A_k^{(2)}\right)^T, \dots, \left(A_k^{(m)}\right)^T\right]^T, \bar{A}_i = \left[\left(\bar{A}_k^{(1)}\right)^T, \left(\bar{A}_k^{(2)}\right)^T, \dots, \left(\bar{A}_k^{(m)}\right)^T\right]^T, \quad \bar{A} = \left[\left(\bar{A}^{(1)}\right)^T, \left(\bar{A}^{(2)}\right)^T, \dots, \left(\bar{A}^{(m)}\right)^T\right]^T \tag{36}$$

trong đó $A_k^{(j)}, \bar{A}_k^{(j)}, \bar{A}^{(j)}$ là vectơ hàng thứ j^{th} của A_k, $\overline{A}_k$ và $\overline{A}$, tương ứng. 2DLDA tính toán một tập các vectơ tối ưu để tìm ma trận chiếu tối ưu:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_d\} \tag{37}$$

bằng cách tối đa hóa tiêu chí như sau:

$$J(X) = \frac{X^T G_b^X}{X^T G_w^X} \tag{38}$$

$$G_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{C} n_i \sum_{j=1}^{m} \left(\bar{A}_i^{(j)} - \bar{A}^{(j)}\right)^T \left(\bar{A}_i^{(j)} - \bar{A}^{(j)}\right) \tag{39}$$

$$G_w = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{C}\sum_{k\in c_i}\sum_{j=1}^{m}\left(A_i^{(j)} - \bar{A}_k^{(j)}\right)^T\left(A_i^{(j)} - \bar{A}^{(j)}\right) \quad (40)$$

Trong đó T là ma trận chuyển vị, G_b là ma trận giữa các lớp, G_w là ma trận phân tán trong lớp. Do đó, X là các hàm sinh riêng trực giao của $G_w^{-1}G_b$ tương ứng với các giá trị riêng lớn nhất d $\lambda_1, \dots, \lambda_d$. Giá trị của d được chọn dựa trên ngưỡng được xác định trước θ như sau:

$$\frac{\sum_{i=1}^{d}\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda} \geq \theta \quad (41)$$

2DLDA được mô tả ở trên hoạt động theo hướng hàng thông minh để tìm hiểu ma trận X tối ưu từ một tập hợp các ma trận LLDP được huấn luyện, sau đó chiếu ma trận LLDP $A_{m\times n}$ lên X, thu được m theo ma trận d, tức là $Y_{m\times d} = A_{m\times n}.X_{n\times d}$. Tương tự, 2DLDA thay thế học ma trận chiếu tối ưu Z phản ánh thông tin giữa các cột của ma trận LLDP và sau đó chiếu A lên Z, thu được a_q theo n ma trận, tức là $B_{q\times n} = Z_{m\times q}^T.A_{m\times n}$. Giả sử chúng ta đã thu được các ma trận chiếu X và Z, chiếu ma trận LLDP $A_{m\times n}$ lên X và Z đồng thời, thu được một a_q theo d ma trận D

$$D = Z^T.A.X\ (13) \quad (42)$$

Ma trận D còn được gọi là ma trận đặc trưng mã hướng cục bộ (DLLDR) để nhận biết.

3.4 Đặc trưng mã hướng cục bộ (DLLDR)

Đầu vào của thuật toán đề xuất của chúng tôi là hình ảnh ROI của palmprint: Hình 3.1 thể hiện phương pháp được đề xuất. Các bước xử lý để trích xuất tính năng DLLDR được tóm tắt như sau:

Bước 1: Tính toán LLDP với các chiến lược 2 để có ma trận A^1 bằng cách sử dụng công thức (2).

Bước 2: Tính toán LLDP với các chiến lược 3 để có được ma trận A^2 bằng cách sử dụng công thức (3).

Bước 3: Dựa trên $(2D)^2$LDA, tính toán DLLDR với tính năng D^1 bằng cách áp dụng phương trình (13) cho ma trận tính năng A^1 để có D^1.

Bước 4: Dựa trên $(2D)^2$LDA, tính toán DLLDR với tính năng D2 bằng cách áp dụng phương trình (13) cho ma trận tính năng A^2 để có được D^2.

Bước 5: Ma trận tính năng kết hợp $\{D^1, D^2\}$ là DLLDR của hình ảnh đầu vào: I.

Đưa ra một hình ảnh truy vấn I, áp dụng phương pháp được đề xuất để có DLLDR với các tính năng D: $\{D^1, D^2\}$, và áp dụng phương pháp của chúng tôi cho tất cả các hình ảnh được huấn luyen để có được DLLDR với ma trận tính năng $D_k(k = 1, 2, \dots, N)$. Khoảng cách Euclide được sử dụng để so sánh hai tính năng. Khoảng cách giữa D và D_k được xác định bởi:

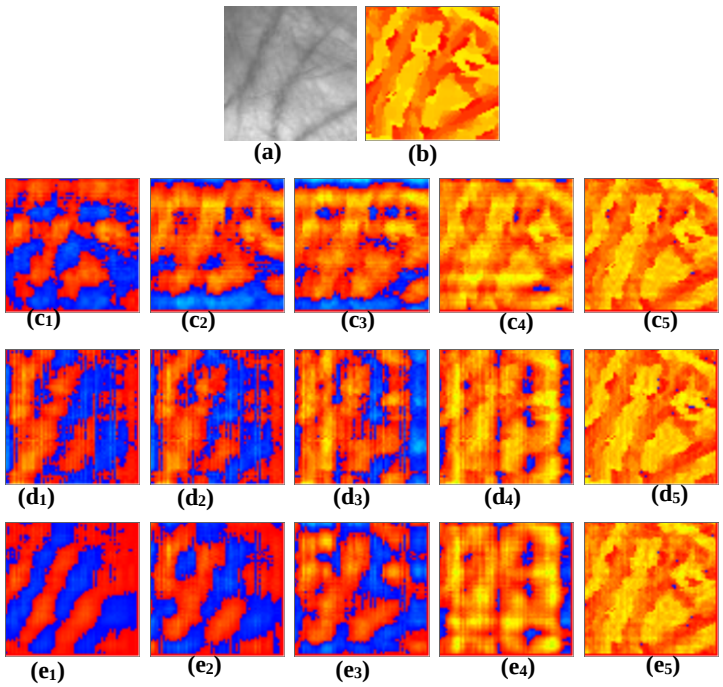
$$d(D, D_k) = \|D - D_k\|$$
$$score(D, D_k) = 1 - d(D, D_k) \quad (43)$$

$d(D, D_k)$nằm trong khoảng từ 0 đến 1. Điểm của độ so khớp tốt nhất là 1.

3.5 Ví dụ minh họa áp dụng thuật toán DLLDR

Ví dụ minh họa quá trình áp dụng thuật toán được thực hiện với chiến lược hai và chiến lược ba.

Ở chiến lược 2 và 3: từ ảnh c1 đến c5. Chúng tôi tiến hành giữ nguyên số hàng và giảm số cột. chúng ta thấy khi số cột càng nhỏ thì độ phân biệt giữa các đường vân bị nhiễu và rất khó nhận diện. Khi chúng ta tiến hành tăng số cột lên 50 thì độ phân biệt giữ giữa các đường vân được thể hiện rõ và rất dễ dàng nhận diện. Tương tự từ d1-d5 chúng tôi giữ nguyên số dòng và thay đổi số cột. Thì đường vân thể hiện rõ hơn sau mỗi lần tăng số lượng cột lên. Cuối cùng từ e1-e5 chúng tôi thực hiện tăng đều cả số dòng và cột thì chúng ta nhận thấy lúc này độ nhiễu giảm nhiều hơn và các đường vân có tính phân biệt cao hơn so với 2 phương pháp trên.



Hình 3.2 Kết quả của LLDP với chiến lược 2 và (2D) 2LDA: (a) hình ảnh palmprint gốc, (b) hình ảnh LLDP, (d1) - (d5), (e1 - e5) một số hình ảnh được dựng lại của hình ảnh LLDP với (c1) - (c5) d = 10, 15, 20, 25, 50 và q = 64, (d1) - (d5) d = 64, q = 10, 15, 20, 25, 50, (e1) - (e5) q = d = 10, 15, 20, 25, 50**.**

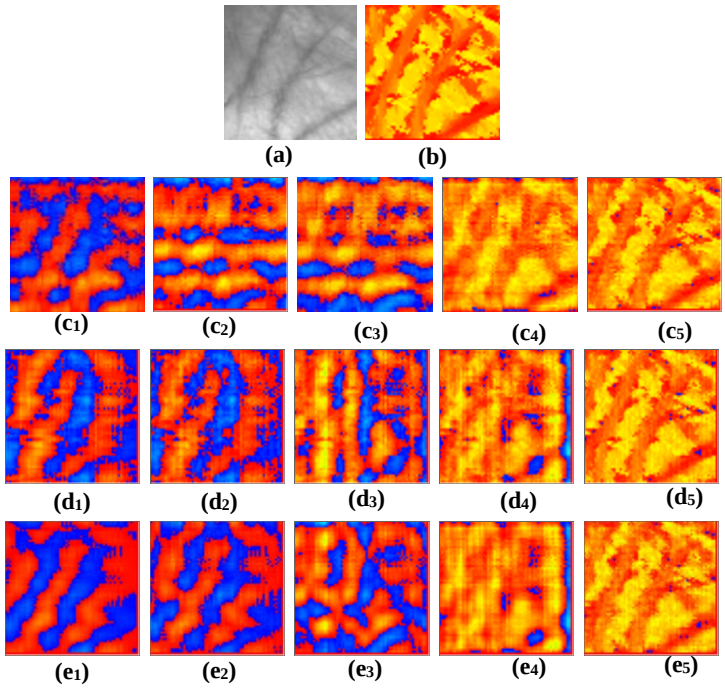


Fig. 3. Kết quả của LLDP với chiến lược 3 và (2D) 2LDA: (a) hình ảnh palmprint gốc, (b) hình ảnh LLDP, (d1) - (d5), (e1 - e5) một số hình ảnh được dựng lại của hình ảnh LLDP với (c1) - (c5) q = 10, 15, 20, 25, 50 và d = 64, (d1) - (d5) d = 64, q = 10, 15, 20, 25, 50, (e1) - (e5) q = d = 10, 15, 20, 25, 50, tương ứng.

3.6 Kết luận

- Ưu điểm: với thuật toán được đề xuất này, nhờ chúng tôi thử nghiệm trên nhiều chiều không gian khác nhau. Nên hình ảnh không bị ảnh hưởng bởi nhiễu và ánh sáng. Điều này thể hiện việc nhận viên vân lòng bàn tay có độ chính xác và thời gian nhận diện tốt hơn
- Nhược điểm: Khi tăng số chiều lên cao nhưng vẫn còn một vài điểm gây nhiều trên ảnh. Nhưng điều này không gây khó khăn cho việc nhận diện vân lòng bàn tay.

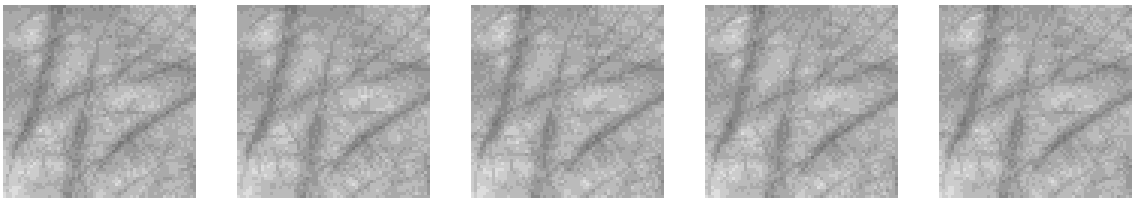
CHƯƠNG 4 KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

4.1 Môi trường và cơ sở dữ liệu

Chúng tôi đánh giá phương pháp được đề xuất so sánh một số phương pháp (LLDP [21], RDORIC [10]) trên cơ sở dữ liệu PolyU 3D của Đại học Bách khoa Hồng Kông [30]. Các phương pháp này đã được triển khai bằng C# trên PC với CPU Intel (R) Core (TM) i5-8265U và Windows 10 Professional.

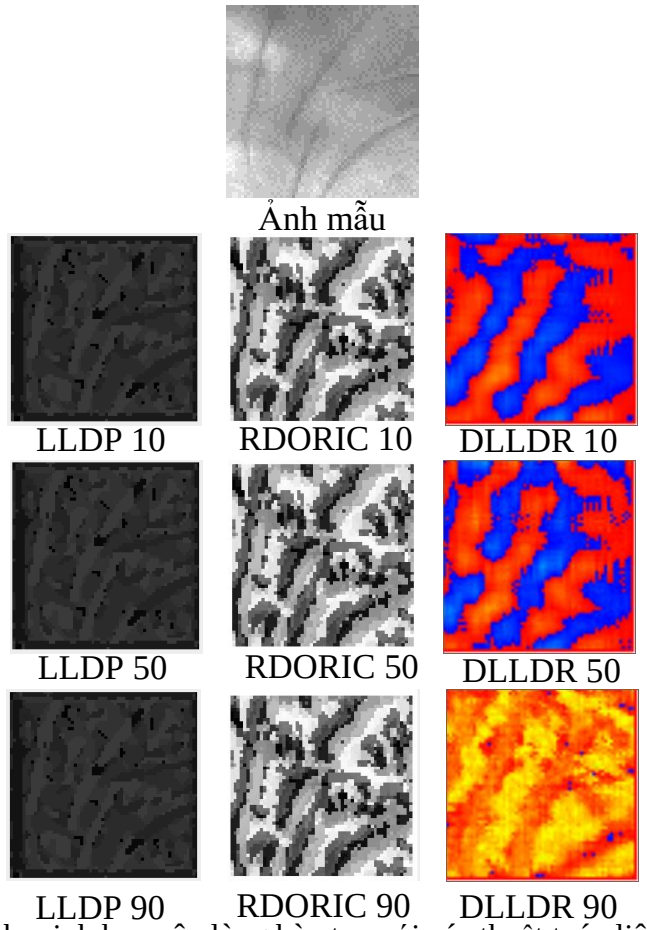
Cơ sở dữ liệu palmprint PolyU [4]: Bộ dữ liệu này được xây dựng tại Đại học Hồng Kông Polytechnic, năm 2003 với mục đích nghiên cứu sinh trắc học về vân lòng bàn tay. Hình ảnh vân lòng bàn tay được thu thập từ 250 tình nguyện viên, bao gồm 195 nam và 55 nữ. Độ tuổi từ 20 đến 60 tuổi. Các mẫu được thu thập trong hai phiên khác nhau. Trong mỗi phiên cung cấp 6 hình ảnh cho mỗi lòng bàn tay. Tổng cộng, cơ sở dữ liệu bao gồm 6000 hình ảnh từ 500 lòng bàn tay khác nhau.

Trong cơ sở dữ liệu PolyU 3D, có 400 lòng bàn tay khác nhau. Hai mươi hình ảnh từ mỗi lòng bàn tay đã được chụp trong mỗi phiên. Khoảng thời gian giữa hai phiên là khoảng 30 ngày. Mỗi mẫu chứa ROI 3D (vùng quan tâm) và ROI 2D ở độ phân giải 128 × 128 pixel.



Hình 4.1 Minh họa các tư thế vân lòng bàn tay một người trong cơ sở dữ liệu PolyU

Hình ảnh minh họa cơ sở dữ liệu PolyU [29] sẽ được sử dụng để kiểm chứng đặc trưng thông qua từng thuật toán của các tác giả trong quá trình nghiên cứu và thuật toán DLLDR được đề xuất trong nghiên cứu này. Ở đây tôi sử dụng một ảnh mẫu được lấy ra từ một ảnh ngẫu nhiên trong CSDL PolyU, kết quả hình ảnh đặc trưng vân lòng bàn tay tương ứng với từng thuật toán được minh họa trong hình 4.2.



Hình 4.2 Hình ảnh minh họa vân lòng bàn tay với các thuật toán liên quan và thuật toán đề xuất với cơ sở dữ liệu PolyU

Trong hình 4.2, Thuật toán DLLRT được xử dụng để rút trích đặt trưng so với các thuật toán liên quan như LLDP, RDORIC. Trên hình ảnh chúng ta thấy thuật toán sau khi giảm số chiều (10,50,90) thì thuật toán DLLDR thể hiện rõ hơn những đặc trưng của đường vân hơn so với hai phương pháp liên quan còn lại. Để kiểm chứng kết quả đạt được sau khi rút trích đặc trưng giữa các phương pháp. Chúng tôi tiền hành thử nghiệm trong cơ sở dữ liệu PolyU, chúng tôi sử dụng cơ sở dữ liệu 2D-ROI trong đó độ phân giải của các hình ảnh ROI này là 64 × 64 pixel. Trong nhận dạng, một truy vấn so sánh với tất cả các mẫu trong tập huấn luyện để chọn mẫu tương tự nhất làm kết quả. Trong xác minh, mỗi hình ảnh trong bộ truy vấn được so sánh với tất cả các tấm tem trong bộ đã đăng ký để tạo điểm không chính xác và điểm chính xác. Điểm chính xác là số điểm tối đa được tạo bởi truy vấn và mẫu từ cùng một lòng bàn tay đã đăng ký. Tương tự, điểm không chính xác là điểm tối đa của điểm được tạo bởi truy

vấn và tất cả các mẫu của các lòng bàn tay đã đăng ký khác nhau. Nếu truy vấn không có bất kỳ hình ảnh đã đăng ký nào, chúng tôi chỉ có được điểm kết hợp. Nếu chúng ta có N truy vấn của lòng bàn tay đã đăng ký và truy vấn M của lòng bàn tay chưa đăng ký, chúng ta sẽ nhận được N điểm chính xác và N + M điểm không chính xác. Chúng tôi nhận được kết quả xác thực: đường cong đặc tính vận hành máy thu (ROC). Tương tự như số lượng nhân viên trong các công ty vừa và nhỏ, chúng tôi thiết lập hai tình huống cũ với tập dữ liệu 1 và tập dữ liệu 2 với N = 100 và 200. Trong tập dữ liệu 1, cơ sở dữ liệu đào tạo chứa 500 mẫu từ 100 lòng bàn tay khác nhau, trong đó mỗi bàn tay có năm mẫu. Cơ sở dữ liệu thử nghiệm chứa 1000 tấm tem từ 200 lòng bàn tay khác nhau đã đăng ký. Trong tập dữ liệu 2, cơ sở dữ liệu đào tạo chứa 1000 mẫu từ 200 lòng bàn tay đã đăng ký. Cơ sở dữ liệu thử nghiệm chứa 1000 mẫu từ 200 lòng bàn tay đã đăng ký. Do đó, có 500, 1000 khoảng cách nhận dạng chính xác và 1000, 2000 điểm nhận dạng không chính xác cho N = 100, 200, tương ứng. Không có mẫu nào trong bộ dữ liệu thử nghiệm được chứa trong bất kỳ bộ dữ liệu huấn luyện nào. Bảng 1 trình bày các thông số này của các thí nghiệm của chúng tôi. Bảng 4.8 thể hiện độ chính xác nhận dạng của phương pháp của chúng tôi so với các phương pháp khác. Đường cong ROC minh họa hiệu suất xác minh của phương pháp của chúng tôi và các phương pháp khác được hiển thị trong Hình 4.3. Từ nhóm số liệu và bảng này, chúng ta có thể thấy rằng tỷ lệ chính xác nhận dạng của phương pháp của chúng tôi cao hơn của phương pháp RDORIC (RDORIC [25], LLDP [18])

Dataset	Số lớp			Tất cả các ảnh		Số ảnh nhận dạng	
	Ảnh huấn luyện	ảnh so sánh		Ảnh huấn luyện	Ảnh so sánh		
		Ảnh đã đăng ký	Ảnh chưa đăng ký			Khoảng cách chính xác	Khoảng cách không chính xác
1	5	5	5	500	500 + 500=1000	500	500+500 =1000
2	5	5	5	1000	1000 + 1000=2000	1000	1000+1000 =2000

Bảng 4.1 Các thông số của cơ sở dữ liệu trong các thí nghiệm

4.2 Kết quả thực nghiệm trên cơ sở dữ liệu PolyU

Đầu tiên, chúng tôi thực nghiệm phương pháp DLLDR trên trên hai cơ sở dữ liệu PolyU và các ảnh này có kích thước khác nhau. Với thực nghiệm này, chúng tôi tiến hành giảm kích thước số chiều còn 10 với chiến lược 2 và chiến lược 3. Kết quả được thể hiện trong bảng 4.1 và 4.2.

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	36.76	256	11.732	39.89	141	11.084
2x2	45.51	264	5.421	47.12	154	5.072
4x4	74.12	278	4.653	75.87	160	4.174
8x8	85.32	282	3.731	85.97	162	3.085
16x16	90.54	292	2.852	91.65	171	2.185

Bảng 4.2 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	38.43	254	10.235	40.72	138	9.034
2x2	48.21	260	5.376	50.16	142	4.874
4x4	75.82	277	4.387	77.91	150	4.054

8x8	86.15	281	3.287	87.67	155	2.843
16x16	93.97	290	2.212	95.17	163	1.425

Bảng 4.3 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Tiếp theo chúng tôi tiến hành giảm kích thước số chiều còn 50 với chiến lược 2 và chiến lược 3. Kết quả được thể hiện trong bảng 4.3 và 4.4

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	41.46	247	8.524	43.26	121	8.123
2x2	73.15	252	2.138	75.13	129	2.059
4x4	86.17	268	1.854	87.47	132	1.731
8x8	92.78	279	1.212	94.01	143	1.003
16x16	94.32	285	0.987	96.15	157	0.243

Bảng 4.4 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	42.91	243	8.312	44.12	119	8.123
2x2	75.65	249	2.032	75.91	128	2.059
4x4	87.12	265	1.687	88.47	130	1.731

8x8	93.21	272	1.164	94.98	141	1.003
16x16	94.98	281	0.912	95.02	155	0.243

Bảng 4.5 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Cuối cùng chúng tôi tiến hành giảm kích thước số chiều còn 90 với chiến lược 2 và chiến lược 3. Kết quả được thể hiện trong bảng 4.5 và 4.6

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	51.85	240	8.748	44.26	114	8.123
2x2	87.95	247	2.276	88.76	120	2.059
4x4	94.78	255	1.974	96.15	123	1.731
8x8	98.29	268	1.212	98.99	137	1.003
16x16	99.59	273	0.387	99.60	153	0.243

Bảng 4.6 DLLDR chiến lược 2 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Kích thước ảnh	**Dataset 2**			**Dataset 1**		
	Tỷ lệ chính xác (%)	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**	**Tỷ lệ chính xác (%)**	**Thời gian thực nghiệm (ms)**	**Tỷ lệ lỗi (%)**
1x1	44.96	236	7.421	47.13	102	7.015
2x2	89.90	242	2.022	91.21	110	1.799
4x4	96.02	249	1.712	98.76	119	1.553

8x8	98.99	256	1.021	99.16	126	0.938
16x16	99.58	263	0.302	99.66	143	0.227

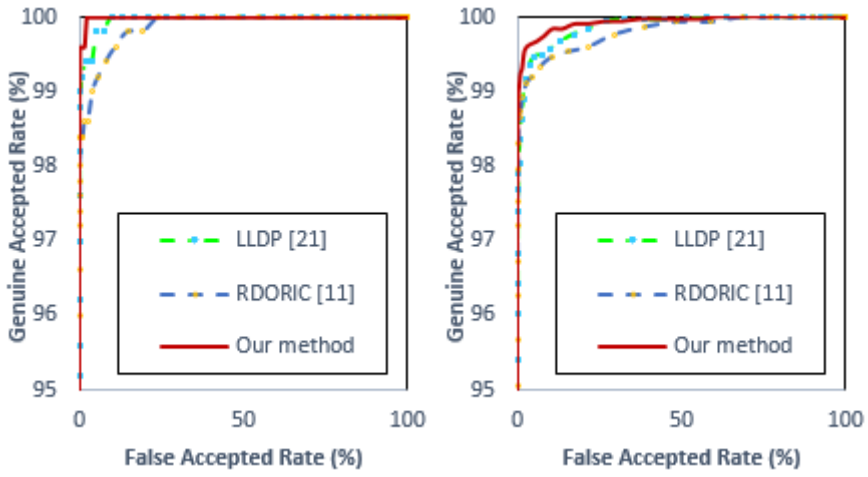
Bảng 4.7 DLLDR chiến lược 3 thực nghiệm trên hai cơ sở dữ liệu PolyU

Sau khi thực nghiệm trên 2 cơ sở dữ trên PolyU với phương pháp DLLDR chiến lược 2 và chiến lược 3. Cho thấy được phương pháp chúng tôi đề xuất có tỷ lệ chính xác cao sau khi được thử nghiệm trên cách kích thước ảnh khác nhau.

Cuối cùng, chúng tôi tiến hành kết hợp DLLDR chiến lược 2 và chiến lược 3 với nhau. Sau đó tiến hành so sánh với hai phương pháp liên quan LLDP và RDORIC. Kết quả thực nghiệm được thể hiện ở bảng 4.7 và hình 4.3.

Phương pháp	Dataset 1		Dataset 2	
	Tỷ lệ chính xác (%)	Thời gian thực nghiệm (ms)	Tỷ lệ chính xác (%)	Thời gian thực nghiệm (ms)
RDORIC [25]	97.80	147	97.67	204
LLDP [18]	98.80	352	98.70	526
Our method (DLLDR)	99.60	153	99.30	275

Bảng 4.8 Xếp hạng các phương pháp nhận dạng liên quan so với phương pháp đề xuất



(a) **(b)**

Hình 4.3 Các đường cong ROC của phương pháp được đề xuất của chúng tôi (DLLDR) và các phương thức khác (RDORIC và LLDP) với tập dữ liệu 1 (a), tập dữ liệu 2 (b), tương ứng

4.3 Nhận xét

Sau khi chúng tôi thử nghiệm phương pháp đề xuất chiến lược 2 và chiến lược 3 với hai cơ sở dữ liệu trên các kích thước ảnh khác nhau. Chúng tôi nhận thấy rằng phương pháp đề xuất đạt được kết quả cao trên ảnh 8x8 và 16x16. Tuy nhiên trên kích thước ảnh 1x1, 2x2, 4x4 được đạt được kết quả cao so với các kích thước ảnh còn lại.

Sau khi kết quả cả hai chiến lược với kích cỡ ảnh 16x16 so với các phương pháp liên quan khác. Chúng tôi nhận thấy rằng phương pháp được đề xuất cho độ chính xác cao so với các phương pháp còn lại.

CHƯƠNG 5 KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

5.1 Kết luận

Nhận dạng vân lòng bàn tay là bài toán được đặt ra với nhiều thách thức cho nhiều nhà nghiên cứu trong nhiều năm, bởi vì hình ảnh vân lòng bàn tay được thu nhận theo nhiều điều kiện và nhiều góc độ khác nhau nên chịu ảnh hưởng khá nhiều về sự tác động của ánh sáng, tư để đặt, và chất lượng ảnh. Chính vì vậy mà rất nhiều nhà nghiên cứu đã đưa ra nhiều phương pháp khác nhau nhằm để giải quyết những vấn phức tạp và thách thức cho vân lòng bàn tay.

Trong bài viết này chúng tôi đề xuất một kỹ thuật mới tên gọi là đặc trưng mã hướng cục bộ cho việc nhận dạng palmprint kết hợp giữa LLDP và $(2D)^2$LDA. Đầu tiên, thuật toán tính toán các tính năng với hai chiến lược mã hóa. Sau đó, $(2D)^2$LDA được áp dụng để trích xuất các đặc trưng của DLLDR với kích thước thấp hơn và độ phân biệt cao hơn. Kết quả thử nghiệm trên hai bộ dữ liệu palmprint của cơ sở dữ liệu PolyU cho thấy các ảnh có kích thước 8x8, 16x16 thuật toán cho ra kết quả tối ưu với độ trễ và đội sai thấp nhất. Sau đó chúng tôi tiến hành so sánh với các nghiên cứu liên quan cho thấy phương pháp đề xuất đạt được kết quả tốt nhất.

5.2 Hướng phát triển

Mục tiêu của phát triển nghiên cứu này chúng tôi sẽ nghiên cứu và cải thiện một số vấn đề sau

- Thuật toán để tối ưu hóa nhận dạng cho hình ảnh có kích thước nhỏ như 1x1, 2x2, 4x4.

- Vấn đề thu nhận ảnh đang là một vấn đề lớn hiện nay của các nhà nghiên cứu, ví dụ như các ảnh dễ bị ảnh hưởng bởi các ánh sáng xung quanh, vị trí đặt bàn tay không chính xác khiến cho việc lấy ảnh không chuẩn. Nên chúng tôi sẽ phát triển các phương pháp thu nhận ảnh dựa vào các thiết bị có sẵn để ứng dụng rộng rãi việc nhận diện vân lòng bàn tay, chúng tôi sẽ thử nghiệm thu nhận ảnh trên thiết bị di động.

- Sau đó chúng tôi áp dụng AI vào thuật toán nhằm để việc trích xuất các đặc trưng của vân lòng bàn tay tốt hơn và nâng cao độ chính xác và nhận dạng vân lòng bàn tay để đạt được kết quả chính xác tốt nhất.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. A. Jain, R. Bolle and S. Pankanti. Biometrics: personal identification in networked society. eds. Boston: Kluwer Academic, 1999

[2]. A. Kong, D. Zhang, M. Kamel, "A survey of palmprint recognition", Pattern Recognition, vol. 42, pp. 1408-1418, 2009

[3]. Y. Xu, L. Fei, D. Zhang, Combining Left and Right Palmprint Images for More Accurate Personal Identification, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 24, pp.549-559, 2015

[4]. Poly U 3D Palmprint Databse [Online], http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/2D_3D_Palmprint.htm

[5]. The CASIA palm print database: http://biometrics.idealtest.org/

[6]. IITD Database:http://web.iitd.ac.in/~ajaykr/Database_Palm.htm

[7]. X. Wu, D. Zhang and K. Wang. Palm line extraction and matching for personal authentication. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, vol. 36, no. 5, pages 978–987, Sept 2006

[8]. B.G. Srinivas and P. Gupta. Palmprint Based Verification System Using SURF Features. Communications in Computer and Information Science, vol. 40, pages 250–262, 2009

[9]. X. Wu and Q. Zhao. Deformed Palmprint Matching Based on Stable Regions. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 24, no. 12, pages 4978–4989, 2015

[10]. W. Zuo, Z. Lin, Z. Guo and D. Zhang. The multiscale competitive code via sparse representation for palmprint verification. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 2265–2272, 2010

[11]. X. Wang, L. Lei and M. Wang. Palmprint verification based on 2D– Gabor wavelet and pulse-coupled neural network. Knowledge-Based Systems, vol. 27, pages 451–455, 2012

[12]. X. Guo, W. Zhou and Y. Wang. Palmprint recognition algorithm with horizontally expanded blanket dimension. Neurocomputing, vol. 127, pages 152 – 160, 2014

[13]. D. Hong, W. Liu, X. Wu, Z. Pan and J. Su. Robust palmprint recognition based on the fast variation Vese-Osher model. Neurocomputing, vol. 174, Part B, pages 999–1012, 2016

[14]. G. Amayeh, G. Bebis, A. Erol and M. Nicolescu. Peg-Free Hand Shape Verification Using High Order Zernike Moments. In Proceedings of the 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, pages 40–47, 2006

[15]. N. Pavesic, S. Ribaric and D. Ribaric. Personal authentication using hand-geometry and Palmprint features. Workshop on Biometrics at ICPR'04, Cambridge, 2004

[16]. T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa, Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.24, pp.971-987, 2002

[17]. G. Park and S. Kim. Hand Biometric Recognition Based on Fused Hand Geometry and Vascular Patterns. Sensors, vol. 13, no. 3, pages 2895– 2910, 2013

[18]. Y. Luo, L. Zhao, B. Zhang, W. Jia, Local line directional pattern for palmprint recognition, Pattern Recognition, Vol.50, pp.26-44, 2016.

[19]. F. Zhong, J. Zhang, Face recognition with enhanced local directional patterns, Neurocomputing, Vol.119, pp.375-384, 2013

[20]. A. Rivera, J. Castillo, O. Chae, Local directional number pattern for face analysis: face and expression recognition, IEEE Trans. Image Process, Vol.22, pp.1740-1752, 2013

[21]. E. Yoruk, E. Konukoglu, B. Sankur and J. Darbon. Shape-based hand recognition. Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 15, no. 7, pages 1803–1815, 2006

[22]. N. Pavesic, S. Ribaric and D. Ribaric. Personal authentication using hand-geometry and Palmprint features. Workshop on Biometrics at ICPR’04, Cambridge, 2004

[23]. J.M. Guo, C.H. Hsia, Y.F. Liu, J.C. Yu, M.H. Chu and T.N. Le. Contact-free Hand Geometry-based Identification System. Expert Systemswith Applications, vol. 39, no. 14, pages 11728–11736, October 2012

[24]. M.A. Ferrer, F. Vargas and A. Morales. BiSpectral contactless hand based biometric system. Telecommunications (CONATEL), 2011 2nd National Conference on, pages 1–6, May 2011

[25]. H. T. Van, T. H. Le, “GridLDA of Gabor Wavelet Features for Palmprint Identification”, SoICT '12 Proceedings of the Third Symposium on Information and Communication Technology, pp. 125-134, 2012

[26]. Z. Qu, Z-y Wang, “Research on Preprocessing of Palmprint Image Based on Adaptive Threshold and Euclidian Distance”, Sixth International Conference on Natural Computation (ICNC 2010), pp. 4238-4241, 2010