

NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT TRÊN MÁY TÍNH NHÚNG RASPBERRY PI

FACE RECOGNITION APPLICATION BASED ON RASPBERRY PI

Trương Văn Trương, Huỳnh Việt Thắng

Trường Đại học Bách khoa, Đại học Đà Nẵng; thanghv@dut.udn.vn

Tóm tắt - Nhận dạng khuôn mặt người là một trong những lĩnh vực mang tính thách thức trong thị giác máy tính và học máy. Hầu hết các hệ thống nhận dạng khuôn mặt hiện có đều sử dụng tài nguyên tính toán mạnh mẽ dựa trên DSP hoặc các máy tính đa mục đích, rất khó ứng dụng vào các dự án vừa và nhỏ như nhận dạng nhân trắc học cho hệ thống bảo mật gia đình, hệ thống chấm công và quản lý nhân viên trong các công ty. Chúng tôi giới thiệu một nền tảng phần cứng nhúng mới dùng trong xử lý ảnh, đó là máy tính nhúng Raspberry Pi lõi ARM11, sử dụng thư viện xử lý ảnh mã nguồn mở OpenCV của Intel. Chúng tôi sử dụng đặc trưng Haar-like cho phát hiện khuôn mặt và thuật toán phân tích thành phần chính cho nhận dạng khuôn mặt, tất cả được thực thi trên board mạch Raspberry Pi. Hệ thống được thiết kế với nguồn tài nguyên phần cứng giới hạn, giá thành thấp, tiêu tán năng lượng thấp, đảm bảo hiệu suất nhận dạng 93% và tốc độ nhận dạng tốt.

Từ khóa - Cascaded Classifier; vector riêng; Raspberry Pi; PCA; nhận dạng khuôn mặt

Abstract - Human face recognition is one of the very challenging problems in computer vision and machine learning. Recent studies have significantly increased the accuracy of recognition systems. But most systems are based on huge and strong DSP cores, and it is very difficult to apply them for small-scale projects such as anthropometry systems for household security, time – keeping systems for employee management in companies or low-cost face tracking systems in public places etc. In this paper, we propose an alternative for DSP kits for face recognition by using Raspberry Pi – a low cost embedded board with ARM11 as the core where OpenCV is a computer vision library from Intel. In this system, we use Haar-like features for face detection and principal component analysis for face recognition. The system has been designed on the criteria of resources optimization with low-cost, low power consumption and improved operating speed.

Key words - Cascaded Classifier, Eigenface, Raspberry Pi, PCA, Face recognition

1. Đặt vấn đề

Hiện nay, vấn đề bảo mật là một trong những lĩnh vực công nghệ được quan tâm hàng đầu trên thế giới. Bảo mật ra đời từ rất lâu và dần hoàn thiện, xuất phát từ bảo mật cơ học, bảo mật điện tử học, và ngày nay là bảo mật sinh trắc học. Công nghệ phát triển nhanh vượt bậc đem lại những lợi ích không lồ cho con người, nhưng đồng thời tồn tại một bộ phận hacker âm thầm dựa vào các lỗ hổng bảo mật để trục lợi và gây ra những thiệt hại không nhỏ. Ở phạm vi cá nhân, người dùng có thể dễ dàng bị đánh cắp tài sản cá nhân, tài khoản mạng xã hội, hay mật khẩu e-bank, mật khẩu thương mại điện tử vì bảo mật kém. Với phạm vi doanh nghiệp, dù quy mô lớn nhỏ khác nhau, nhưng các doanh nghiệp đều có nhiều nhân tố cần được bảo vệ. Với quy mô quốc gia, công nghệ bảo mật lại càng được coi trọng hơn nữa, đặc biệt ở các lĩnh vực quân sự, an ninh và tài chính [1, 2]. Trong bài báo này chúng tôi hướng đến việc nghiên cứu một khía cạnh nhỏ trong lĩnh vực bảo mật, đó là bảo mật sinh trắc học: hệ thống bảo mật dựa trên nhận dạng mặt người.

Nhận diện khuôn mặt là bài toán kinh điển trong xử lý ảnh, đã ra đời và được giải quyết từ những năm 60, khi mà các phương pháp tính toán thủ công để xác định vị trí, khoảng cách và các bộ phận trên khuôn mặt được sử dụng. Đến cuối thập niên 80, kỹ thuật nhận diện khuôn mặt dần được cải thiện khi M. Kirby và L. Sirovich phát triển phương pháp tìm mặt riêng (eigenface) sử dụng phương pháp phân tích thành phần chính (*Principal Component Analysis* - PCA) đã tạo nên một cột mốc mới trong kỹ thuật nhận diện khuôn mặt. Hiện nay, tất cả các thuật toán nhận diện khuôn mặt được phát triển phần lớn đều dựa trên nền tảng hệ thống xử lý số tín hiệu DSP (*Digital Signal Processing*) với lượng tài nguyên tính toán rất lớn và giá thành cao, vì vậy khó có thể tích hợp vào các hệ thống nhận dạng yêu cầu giá thành thấp. Để giải

quyết vấn đề này, bài báo hướng đến việc tối ưu hóa thiết kế trên phần cứng là máy tính nhúng Raspberry Pi, với đặc trưng là tài nguyên tính toán giới hạn nhỏ gọn, giá thành thấp nhưng vẫn đảm bảo độ chính xác nhận dạng.

Bài báo sẽ trình bày việc thực thi và đánh giá hệ thống nhận dạng khuôn mặt trên máy tính nhúng Raspberry Pi [3, 4] thông qua các bộ thư viện khác nhau, từ đó thu thập bộ thông số phù hợp nhất cho ứng dụng trên Raspberry Pi. Việc giải quyết bài toán này có thể mở ra một hướng mới trong ứng dụng công nghệ nhận diện khuôn mặt cho điều tra tội phạm, kiểm tra hành khách ở sân bay, điều khiển giao thông hay các hệ thống bảo mật khác, cho phép giảm giá thành, thời gian đáp ứng vừa phải, độ tin cậy cao.

Nội dung bài báo được sắp xếp theo trình tự sau: Phần 2 trình bày cơ sở lý thuyết của hệ thống nhận dạng khuôn mặt; Phần 3 trình bày quá trình thiết kế hệ thống; Phần 4 trình bày các kết quả đạt được của hệ thống nhận dạng khuôn mặt trên Raspberry Pi và cuối cùng, Phần 5 đưa ra các kết luận và các hướng nghiên cứu tiếp theo.

2. Cơ sở lý thuyết

Phần này tập trung trình bày các lý thuyết cơ sở về hệ thống nhận dạng khuôn mặt, cụ thể là các thuật toán phát hiện khuôn mặt, nhận dạng khuôn mặt, và sử dụng các kỹ thuật này với bộ thư viện mã nguồn mở OpenCV.

Sơ đồ khối tổng quát của hệ thống nhận dạng khuôn mặt được trình bày trên Hình 1. Trong sơ đồ này, quá trình huấn luyện hệ thống với dữ liệu huấn luyện và quá trình nhận dạng với dữ liệu kiểm tra được trình bày đồng thời, trong đó các công đoạn phát hiện khuôn mặt, tiền xử lý, trích chọn đặc trưng và đối sánh được thực hiện tương tự ở cả hai quá trình huấn luyện và kiểm tra. Trong quá trình huấn luyện, các đặc trưng được trích chọn sẽ được lưu vào cơ sở dữ liệu để thực hiện nhận dạng thông qua

đối sánh trong quá trình kiểm tra.

Các kỹ thuật tương ứng được chúng tôi sử dụng trong hệ thống nhận dạng khuôn mặt là: sử dụng đặc trưng Haar-like để phát hiện khuôn mặt, sử dụng kỹ thuật cân bằng histogram trong tiền xử lý ảnh khuôn mặt, phân tích thành phần chính PCA để trích rút đặc trưng, và kỹ thuật đối sánh mẫu sử dụng khoảng cách Euclidian [1, 2, 5, 6]. Trong các mục tiếp theo chúng tôi trình bày tóm tắt cơ sở lý thuyết các kỹ thuật này.



Hình 1. Sơ đồ khối hệ thống nhận dạng khuôn mặt

2.1. Kỹ thuật phát hiện khuôn mặt với đặc trưng Haar-like

Mỗi đặc trưng Haar-like là các hình chữ nhật được phân thành các vùng trắng đen khác nhau, có thể chứa 2, 3 hoặc 4 miền hình học khác màu nhau. Viola và Jones dùng bốn loại đặc trưng Haar-like cơ bản để xác định khuôn mặt người. Để phát hiện khuôn mặt, việc đầu tiên là phải huấn luyện dựa vào các đặc trưng Haar-like. Ảnh đầu vào trước hết phải được xám hóa, sau đó cho một hoặc nhiều hình chữ nhật chứa đặc trưng Haar-like chạy khắp bức ảnh, những chỗ khác biệt sẽ được lưu trữ lại. Tập hợp hàng nghìn điểm khác biệt của hàng trăm khuôn mặt khác nhau sẽ cho ta một tập dữ liệu dùng cho việc phát hiện mặt người.

Trong quá trình huấn luyện, bộ phân loại phải duyệt qua tất cả các đặc trưng của các mẫu trong tập *training*, vì vậy sẽ tốn rất nhiều thời gian. Thực tế là trong các mẫu đưa vào, không phải mẫu nào cũng thuộc loại khó nhận dạng, có những mẫu *background* rất dễ nhận ra (ta gọi đây là những mẫu *background* đơn giản). Đối với những mẫu này, chỉ cần xét một hay vài đặc trưng đơn giản là có thể nhận diện được chứ không cần xét tất cả các đặc trưng. Một kỹ thuật được sử dụng để rút ngắn thời gian xử lý, giảm thiểu tỉ lệ sai nhầm là *Cascade of Classifiers*. Trong kỹ thuật này, *Cascade tree* gồm nhiều *stage* (hay còn gọi là *layer*), mỗi *stage* của cây sẽ là một *stage classifier*. Một mẫu để được phân loại là đối tượng thì nó cần phải đi qua hết tất cả các *stages* của cây. Các *stage classifiers* ở *stage* sau được huấn luyện bằng những mẫu *negative* mà *stage classifier* trước nó nhận dạng sai, tức là nó sẽ tập trung học từ các mẫu *background* khó hơn, do đó sự kết hợp các *stage classifiers* này lại sẽ giúp bộ phân loại có *false alarm* thấp. Với cấu trúc này, những mẫu *background* dễ nhận diện sẽ bị loại ngay từ những *stages* đầu tiên, giúp đáp ứng tốt nhất đối với độ phức tạp gia tăng của các mẫu đưa vào, đồng thời giúp rút ngắn thời gian xử lý.

2.2. Kỹ thuật cân bằng Histogram

Cân bằng Histogram (Histogram equalization) là phương pháp làm cho biểu đồ Histogram của ảnh được

phân bố một cách đồng đều. Đây là một biến đổi khá quan trọng giúp nâng cao chất lượng hình ảnh, thông thường đây là bước tiền xử lý của một ảnh đầu vào cho các bước tiếp theo.

2.3. Phương pháp phân tích thành phần chính PCA [1]

Phương pháp phân tích thành phần chính PCA thực chất là đi giải quyết bài toán tìm trị riêng và vector riêng cho ma trận. Phương pháp PCA sẽ giữ lại K thuộc tính “mới” từ M các thuộc tính ban đầu ($K < M$), và được tiến hành theo các bước sau:

Bước 1: Load ảnh trong file, sử dụng các ảnh khuôn mặt $I_1, I_2, \dots, I_n$

Bước 2: Tương ứng mỗi ảnh I_i với một vector Γ_i

Bước 3: Tính vector khuôn mặt trung bình Ψ theo công thức:

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

Bước 4: Sai số của các ảnh so với giá trị vector mặt trung bình được tính toán theo công thức $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$

Bước 5: Tính ma trận hiệp phương sai (covariance) C :

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (\Phi_k)(\Phi_k)^T = A \cdot A^T$$

Khi đó, C sẽ có kích thước $N^2 \times N^2$, và $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$

Bước 6: Việc tính các Eigenvector u_i của ma trận vuông $A \cdot A^T$ (C có kích thước $N^2 \times N^2$) rất khó khăn. Vì vậy ta thực hiện bằng phương pháp tính vecto riêng của ma trận $A^T \cdot A$ có kích thước $M \times M$. Gọi v_i và λ_i là các vecto riêng và trị riêng của ma trận $A^T \cdot A$. Tính các vecto riêng v_i (eigenvectors) của ma trận vuông $A^T \cdot A$ này. Suy ra được các vecto riêng u_i (kích thước $N^2 \times 1$) mong muốn cần tìm và chuẩn hóa chúng, theo công thức:

$$u_i = A v_i$$

M trị riêng của ma trận $A^T \cdot A$ (kèm với các vecto riêng tương ứng), sẽ ứng với M trị riêng lớn nhất của $A \cdot A^T$, đây là các kết quả cho biết các hướng biến thiên quan trọng nhất. Tập hợp các vecto ban đầu được biểu diễn trong không gian tạo bởi các vecto u là:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi = w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_3 \dots + w_{MUM} u_M = \sum_{i=1}^M w_i u_i$$

Bước 7: Giữ lại K vector riêng trong số các vector nói trên ứng với K trị riêng lớn nhất. Khi đó mỗi khuôn mặt Φ_i trong tập huấn luyện có thể được biểu diễn lại là 1 tổ hợp tuyến tính của K vector riêng lớn nhất:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi = w_1 u_1 + w_2 u_2 + w_3 u_3 \dots + w_{KU} u_K = \sum_{i=1}^K w_i u_i$$

2.4. Đối sánh mẫu

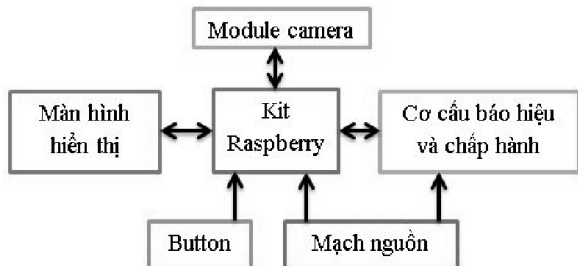
Kỹ thuật đối sánh mẫu dùng PCA được sử dụng để nhận dạng khuôn mặt. Cho 1 ảnh khuôn mặt (*chính diện và cùng kích thước*) chưa biết là ai. Thực hiện các bước trên để tính vector mặt đặc trưng Ω . Tính khoảng cách Euclidian nhỏ nhất của Ω so với không gian mặt.

$$e_r = \min ||\Omega - \Omega_i||$$

So sánh với khoảng cách ngưỡng T_r . Nếu $e_r < T_r$ tức ảnh khuôn mặt cần xác định “đủ gần” với ảnh của người thứ l trong tập mẫu. Khi đó, ta kết luận đó chính là khuôn mặt của người thứ l .

3. Thiết kế hệ thống nhận dạng khuôn mặt trên máy tính nhúng Raspberry Pi

Sơ đồ khối phần cứng hệ thống nhận dạng khuôn mặt thực thi trên board mạch Raspberry Pi được cho trên *Hình 2*. Chúng tôi cài đặt hệ điều hành Raspbian [3] (dựa trên nền tảng Linux) trên board mạch Raspberry Pi, và tiếp đó cài đặt bộ thư viện OpenCV [7] tương thích với Raspberry Pi để thực thi hệ thống.

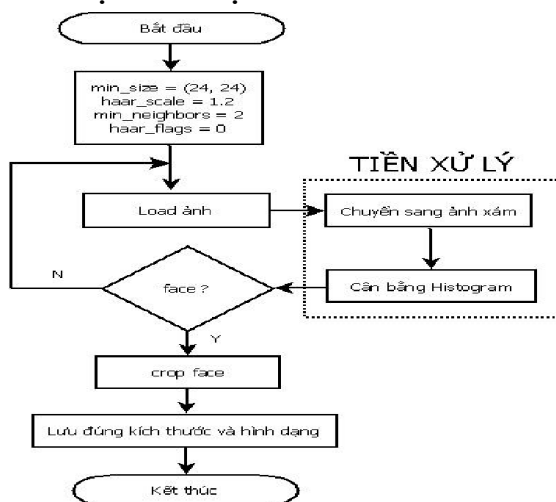


Hình 2. Sơ đồ khối phần cứng hệ thống

3.1. Module camera

Module camera thực hiện load ảnh và có chức năng sử dụng Pi camera hoặc USB webcam để thu thập dữ liệu các ảnh cho bộ dữ liệu *negative image* và *positive image* dùng cho nhận dạng online. Các ảnh được thu thập với cường độ ánh sáng và biểu cảm khác nhau, nhưng phải cùng định dạng PGM hoặc JPEG, kích thước ảnh có thể chênh lệch nhau và sẽ được chuẩn hóa ở module dò tìm khuôn mặt trong ảnh.

3.2. Phát hiện khuôn mặt



Hình 3. Lưu đồ quy trình xác định khuôn mặt

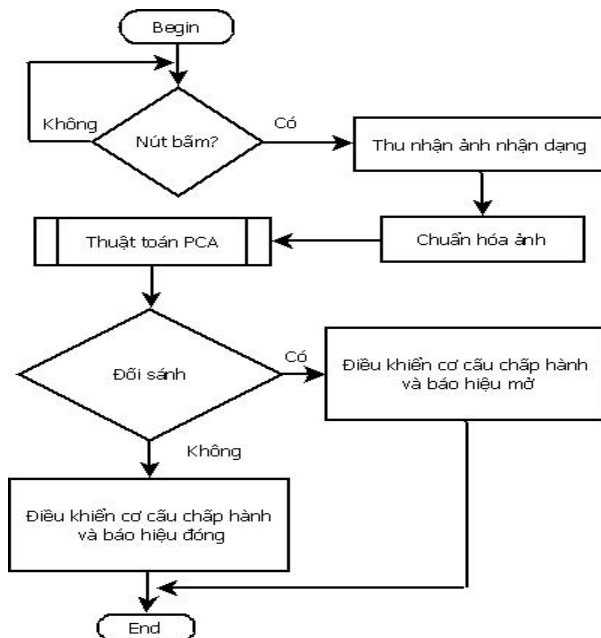
OpenCV nhận dạng khuôn mặt bằng phân lớp Haar Cascade. Với ảnh lưu sẵn hoặc cắt từ file video thì quy trình phát hiện phải phân loại chúng thành “mặt” và “không mặt”. Sau khi đã phân loại được, OpenCV trả về giá trị tọa độ khuôn mặt. Bài báo sử dụng tọa độ đó để cắt khuôn mặt ra khỏi phần hình nền dư thừa và lưu vào cơ sở dữ liệu theo đúng định dạng (xem *Hình 3*). Với các thông số đã lựa chọn cho bước phát hiện khuôn mặt như trong *Hình 3* (min_size, haar_scale, min_neighbors, haar_flags), trong quá trình thực nghiệm, chúng tôi thấy rằng tỉ lệ phát hiện đúng khuôn mặt trong một khung hình đạt rất cao với độ chính xác phát hiện khuôn mặt gần như tuyệt đối.

3.3. Trích đặc trưng và nhận dạng khuôn mặt

Quá trình trích rút đặc trưng bằng kỹ thuật PCA được trình bày ở sơ đồ *Hình 4*, trong khi lưu đồ toàn bộ quy trình nhận dạng khuôn mặt được trình bày ở *Hình 5*.



Hình 4. Quy trình rút trích đặc trưng khuôn mặt



Hình 5. Quy trình nhận dạng khuôn mặt

Phương pháp nhận dạng được lựa chọn ở đây là so khớp mẫu (đối sánh - template matching). Tất cả các ảnh trong tập huấn luyện được chuyển sang không gian mặt k vector riêng để tạo bộ cơ sở dữ liệu. Phương pháp so khớp mẫu được sử dụng trong bài báo này dựa trên việc tính khoảng cách Euclidian bé nhất của khuôn mặt kiểm thử và các khuôn mặt trong tập cơ sở dữ liệu. Với bộ cơ sở dữ liệu nhỏ, tất cả các ảnh trong tập huấn luyện của một đối tượng đều được chuyển đổi và so khớp mẫu một cách độc lập, từ đó nâng cao xác suất nhận dạng đúng cho hệ thống. Với cơ sở dữ liệu quá lớn, phương pháp tính trung bình eigenface nên được sử dụng để tối ưu hóa tốc độ cho hệ thống.

4. Kết quả và đánh giá

Trong phần này chúng tôi trình bày các kết quả thực nghiệm của hệ thống nhận dạng mặt người được thực thi trên board mạch Raspberry Pi hoạt động ở tần số xung đồng hồ 700 MHz. Hình ảnh thực tế của hệ thống được biểu diễn trên *Hình 6*. Hai thông số sử dụng để đánh giá hiệu năng của hệ thống nhận dạng khuôn mặt được bài báo lựa chọn là: *hiệu suất nhận dạng* (tỉ lệ nhận dạng đúng), và *thời gian nhận dạng*.

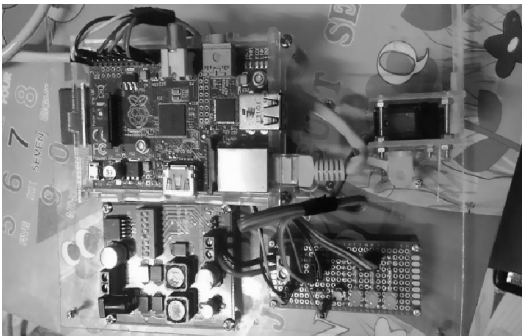
Chúng tôi sử dụng bộ cơ sở dữ liệu AT&T [7] để đánh giá, và phân chia bộ cơ sở dữ liệu này thành các tập huấn

luyện và kiểm tra như trình bày trên *Bảng 1*. Cùng với bộ cơ sở dữ liệu AT&T, chúng tôi cũng sử dụng thêm các bộ cơ sở dữ liệu Grimace và Face96 [7] để khảo sát hiệu năng hệ thống.

Bảng 1. Phân chia các tập huấn luyện và kiểm tra với bộ dữ liệu AT&T

Tập dữ liệu	Số ảnh huấn luyện	Số ảnh kiểm tra	Hiệu suất nhận dạng
Tập 1	120	280	70%
Tập 2	200	200	80%
Tập 3	280	120	95%

Dựa trên kết quả khảo sát ở *Bảng 1* đối với tập dữ liệu AT&T, chúng tôi lựa chọn số lượng ảnh huấn luyện cho mỗi đối tượng là 7 (tương ứng với hiệu suất nhận dạng đạt rất cao 95%) để khảo sát hiệu năng hệ thống. Bên cạnh đó, qua khảo sát với các tập dữ liệu đã lựa chọn, chúng tôi quan sát thấy rằng số lượng eigenface mang thông tin lớn nhất chỉ trong khoảng từ 1 đến 20 tương ứng với các trị riêng lớn nhất, phần còn lại góp phần không đáng kể cho việc tái cấu trúc để nhận dạng khuôn mặt. Vì vậy, chúng tôi lựa chọn số lượng eigenface trong khoảng từ 20 trở xuống để đánh giá hệ thống.

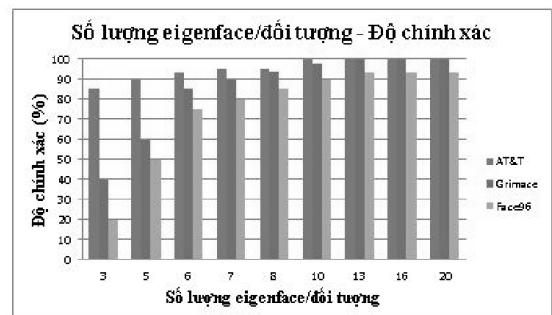
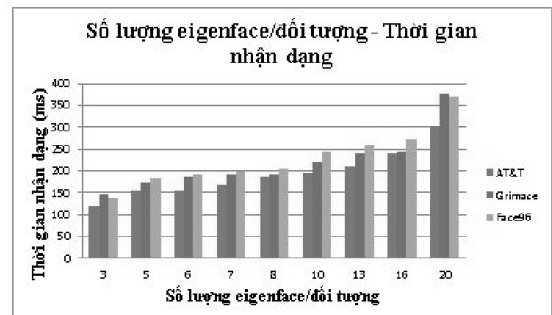
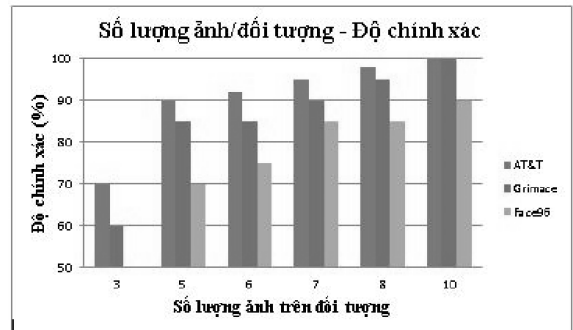
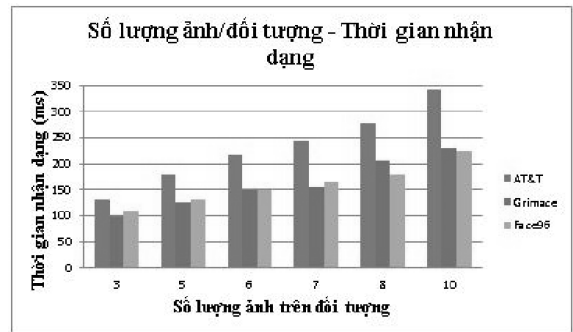


Hình 6. Hình ảnh thực tế hệ thống

Chúng tôi khảo sát hai kịch bản. *Kịch bản 1*: khảo sát ảnh hưởng của số lượng ảnh sử dụng cho mỗi đối tượng trong quá trình huấn luyện hệ thống đến hiệu suất nhận dạng và thời gian nhận dạng. *Kịch bản 2*: khảo sát ảnh hưởng của số lượng eigenface sử dụng (cũng chính là số lượng thành phần chính lựa chọn sau trích thuộc tính) cho mỗi ảnh đến hiệu suất nhận dạng và thời gian nhận dạng.

Kết quả khảo sát của cả hai kịch bản được trình bày trên *Hình 7*. Đối với *Kịch bản 1*, kết quả ở *Hình 7* cho thấy với số lượng ảnh sử dụng trong huấn luyện thay đổi từ 7 đến 10 ảnh cho mỗi đối tượng đáp ứng thời gian nhận dạng không quá chênh lệch, nhưng hiệu suất nhận dạng lại tăng rất cao, đạt từ 85% đến 100%. Đối với *Kịch bản 2*, khi xét đến số lượng eigenface trên mỗi ảnh sử dụng trong nhận dạng cho thấy thay đổi từ 6 đến 10 eigenface không gây ảnh hưởng nhiều đến thời gian và hiệu suất nhận dạng, nhưng nếu số lượng eigenface là 20 thì tốc độ nhận dạng suy giảm rất nhiều. Dựa trên các kết quả này, chúng tôi đề xuất lựa chọn khoảng 10 ảnh cho mỗi đối tượng trong tập huấn luyện, và chỉ cần sử dụng 10 eigenface để tính toán trong quá trình nhận dạng đối với các hệ thống nhận dạng khuôn mặt người sử dụng kỹ

thuật PCA khi thực thi trên board mạch Raspberry Pi.

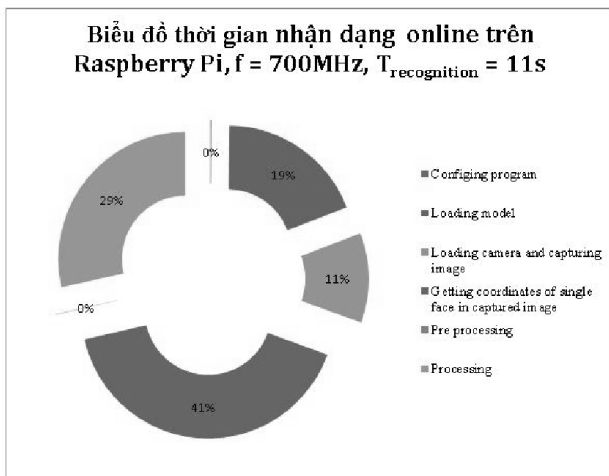


Hình 7. Kết quả khảo sát đối với 2 kịch bản

Hình 7 cũng cho thấy bộ cơ sở dữ liệu AT&T cho kết quả nhận dạng rất tốt, trong khi bộ cơ sở dữ liệu Face96 thu được kết quả khá thấp. Điều này cho thấy ảnh trong tập huấn luyện cần được chuẩn bị tốt để phù hợp với hệ thống. Nghĩa là các đối tượng phải được thu thập ảnh với các điều kiện gần như nhau: cường độ sáng, biểu cảm khuôn mặt ở trạng thái trung lập, kích thước khuôn mặt trong ảnh như nhau và các nền ảnh đơn sắc như nhau.

Chúng tôi cũng tiến hành nhận dạng khuôn mặt online trên board mạch Raspberry Pi để phân tích chi tiết thời gian thực thi của mỗi giai đoạn, bao gồm: cấu hình hệ thống, nạp dữ liệu ảnh đã được huấn luyện, chụp ảnh

khuôn mặt đối tượng cần nhận dạng, phát hiện khuôn mặt và tách khuôn mặt ra khỏi khung hình, tiền xử lý với kỹ thuật cân bằng histogram, trích thuộc tính với kỹ thuật PCA và thực hiện nhận dạng bằng kỹ thuật đối sánh với dữ liệu đã được huấn luyện.



Hình 8. Phân tích chi tiết thời gian quá trình nhận dạng khuôn mặt online trên Raspberry Pi

Hình 8 trình bày kết quả khảo sát chi tiết thời gian thực thi của các giai đoạn này. Tổng thời gian nhận dạng online của hệ thống là 11s. Thời gian thiết lập phần cứng chiếm 15ms, thời gian loading tập model cơ sở dữ liệu ảnh chiếm khoảng 2s, thời gian khởi tạo và truy nhập phần cứng camera chiếm 1.2s; đây là các thông số hoàn toàn phụ thuộc vào phần cứng và khó có thể tối ưu hơn nữa. Giai đoạn phát hiện khuôn mặt và tách khuôn mặt ra khỏi khung hình chiếm 4.5s, cũng là giai đoạn chiếm nhiều thời gian nhất (41%). Giai đoạn nhận dạng bằng kỹ thuật trích thuộc tính PCA và so khớp dữ liệu chiếm 3s (29%). Kết quả phân tích chi tiết ở Hình 8 cho thấy rằng, để nâng cao tốc độ nhận dạng của hệ thống, cần phải tối ưu thời gian xử lý của các giai đoạn phát hiện khuôn mặt, trích thuộc tính PCA và so khớp.

5. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đã thiết kế và thực thi thành công một hệ thống nhận dạng mặt người trên board mạch nhúng Raspberry Pi. Các kết quả đã trình bày cho thấy hệ thống có thể đáp ứng được yêu cầu của bài toán nhận dạng mặt người ứng dụng trong bảo mật trên các hệ thống nhúng. Với nền tảng phần cứng Raspberry Pi, bài báo đã thực hiện được các thuật toán phát hiện và nhận dạng khuôn mặt người với độ chính xác cao hơn 90% cho cả 3 tập cơ sở dữ liệu (AT&T, Grimace, Face96) khi lựa chọn sử dụng 10 ảnh cho mỗi đối tượng và 10 eigenface cho mỗi ảnh (xem Hình 7); tỉ lệ nhận dạng đúng thậm chí còn cao hơn cho tập cơ sở dữ liệu AT&T (99%). So với giải pháp nhận dạng khuôn mặt trên máy tính đa mục đích, tỉ lệ nhận dạng đúng trên Raspberry Pi gần như

tương đương, ngoại trừ rằng tốc độ nhận dạng chậm hơn vì những giới hạn về phần cứng của Raspberry Pi (tốc độ vi xử lý, bộ nhớ). Việc xử lý các ảnh offline cho độ chính xác cao với thời gian nhận dạng đáp ứng thời gian thực (<1s cho bộ thư viện 400 ảnh huấn luyện). Kết quả nhận dạng khuôn mặt online cho thấy các cơ cấu điều khiển đã chấp hành tốt, thời gian mỗi lần nhận dạng trong khoảng 11s. Quan trọng hơn, chúng tôi đã trình bày những phân tích chi tiết về biểu đồ thời gian nhận dạng online trên board mạch Raspberry Pi, qua đó đã chỉ ra được các khối cần phải được tiến hành nghiên cứu sâu hơn để có thể cải thiện tốc độ nhận dạng online của hệ thống.

Việc xây dựng thành công mô hình nhận dạng khuôn mặt trên Raspberry Pi đã mở ra nhiều khả năng ứng dụng vào thực tế. Các ví dụ bao gồm: hệ thống kiểm soát vào ra bằng nhận dạng khuôn mặt dùng cho các cơ quan công sở, khu chung cư cao cấp hoặc biệt thự để kiểm soát được đối tượng và thời điểm ra vào. Bên cạnh đó, hệ thống chấm công không cần dùng thẻ dùng trong hệ thống quản lý, chấm công và giám sát nhân lực lao động phù hợp cho các nhà máy, khu công nghệ cao, cơ quan, đơn vị quản lý nhân lực lao động. So với giải pháp dùng máy tính thông dụng, các sản phẩm xây dựng trên Raspberry Pi có thiết kế nhỏ gọn, giá thành thấp và tiêu thụ điện năng rất thấp.

Trong tương lai, chúng tôi dự định thực hiện các nghiên cứu sau đây: sử dụng phần cứng Raspberry Pi 2 với nhân lõi tứ có thể giúp tăng tốc độ xử lý lên từ 4 đến 12 lần; tối ưu hóa thời gian nhận dạng cho giai đoạn phát hiện khuôn mặt và khởi tạo/lưu trữ model, cũng như thử nghiệm các mô hình nhận dạng khác như mạng nơ-ron nhân tạo (neural network) hay máy hỗ trợ vector (support vector machine – SVM) để nâng cao hiệu suất nhận dạng của hệ thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Nguyễn Mạnh Hùng, *Nhận dạng mặt người sử dụng đặc trưng PCA*, Luận văn Thạc sĩ Khoa học máy tính, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông, Hà Nội, 2013.
- [2] Nguyễn Thị Len, *Đề xuất phương pháp nhận dạng mặt người và ứng dụng chống gian lận trong thi cử*, Luận văn Thạc sĩ Khoa học máy tính, Học viện CNBCVT, Hà Nội, 2014.
- [3] Matt Richardson, Shawn Wallace (2012), *Getting start with Raspberry Pi*, Published by O'Reilly Media, United States of America, 2012.
- [4] Medak Teena Ravali, Prof. Ranga Sai Komaragiri, "Image processing platform on RASPBERRY PI for face recognition", *Global Journal of Advanced Engineering Technologies*, Vol3, Issue4, pg. 441-444, 2014.
- [5] Yanbin Sun, Lun Xie, Zhiliang Wang, and Yi An, *An Embedded System of Face Recognition Based on ARM and HMM*, University of Science and Technology, Beijing, 2007.
- [6] B. Koteswar rao, P. Rama Krishna, MA.Wajeed, "Real Time Embedded Face Recognition using ARM7", *International Journal of Research in Computer and Communication Technology*, 2013.
- [7] Face recognition home page: <http://www.face-rec.org/>