

ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN



IRIS RECOGNITION

GVHD:

PGS. LÊ HOÀNG THÁI
TS. LÊ NGỌC THÀNH
TS. NGUYỄN NGỌC THẢO

THỰC HIỆN:

KIM ĐÌNH LỘC	MSSV: 1712568
NGUYỄN HỮU THẮNG	MSSV: 1712756
ĐÀO THANH THIÊN	MSSV: 1712782

TP. Hồ Chí Minh, Tháng 7 Năm 2020

MỤC LỤC

LỜI NÓI ĐẦU	3
I. Tổng quan:	4
1. BIOMETRICS TECHNOLOGY (Công nghệ nhận dạng sinh trắc học):	4
2. Iris Recognition (Nhận dạng mống mắt):	4
3. Nguyên tắc hoạt động của nhận dạng mống mắt:	5
II. Các phương pháp:	6
1. Thu thập hình ảnh:	6
2. Tiền xử lý dữ liệu:	7
3. Phân đoạn mống mắt:	7
3.1. Biến đổi Hough:	7
3.2. Daugman's integro differential operator:	8
4. Chuẩn hóa	9
4.1 Daugman's Rubber Sheet model	9
5. Trích xuất đặc trưng:	10
5.1. Histograms of Oriented Gradients (HOG):	10
5.2. Gabor Filter:	12
5.3. Local Binary Pattern:	13
6. So sánh và phân lớp:	15
6.1 Multi Support Vector Machine:	15
6.2. K-Nearest neighbor classifier (Euclidean distance):	16
III. Kết quả tham khảo	17
1 Upon Database	17
IV. Thực nghiệm	19
V. Kết luận	20
VI. Đánh giá tiến độ	21
VII. Tham Khảo.	22

LỜI NÓI ĐẦU

Cuộc sống chúng ta ngày càng hiện đại, đất nước chúng ta ngày càng phát triển. Nước ta đã xác định 4 trụ cột công nghệ chính trong phát triển đất nước là: Công nghệ thông tin, công nghệ sinh học, công nghệ kỹ thuật hóa học và công nghệ vật liệu.

Công nghệ thông tin dường như đã len lỏi mọi góc gách ở nước ta. 100% diện tích đất nước được phủ sóng điện thoại, nền công nghiệp công nghệ thông tin đạt 110 tỷ USD (2019). Nhưng bên cạnh đó thông tin cá nhân, mật khẩu, tài khoản ngân hàng bị đánh cắp tạo ra vấn đề nhức nhối, thiệt hại về kinh tế, vật chất của nhiều người.

Chính vì thế, chúng ta cần cải thiện bảo mật theo hướng hiện đại, loại bỏ dần những mật khẩu truyền thống, dễ đánh cắp. Thay vào đó là một mật khẩu sinh trắc học, trong đó nhận dạng mống mắt (iris recognition) được đánh giá là tiềm năng, tính bảo mật cao, khó làm giả, khó trùng với người khác.

Vì thế, chúng tôi chọn nhận dạng mống mắt làm đề tài đồ án. Hi vọng rằng nó cung cấp cái nhìn một cách tổng quát, phù hợp với nhiều người.

I. Tổng quan:

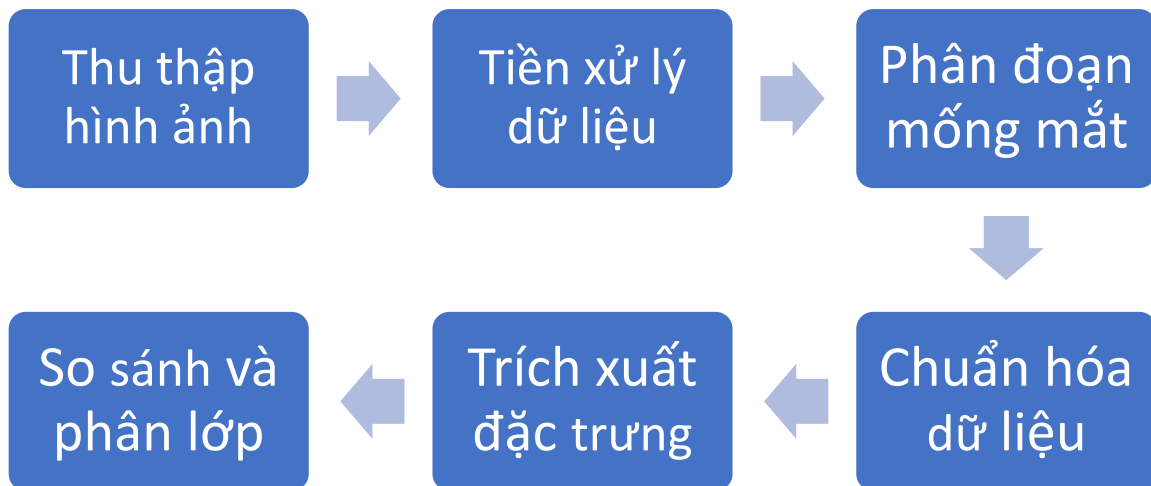
1. BIOMETRICS TECHNOLOGY (Công nghệ nhận dạng sinh trắc học):

- Sự ra đời: Công nghệ bảo mật bằng password và ID đã lỗi thời và tin tặc dễ dàng tấn công và giả mạo khiến nhiều người dùng thiệt hại. Do đó, các nhà nghiên cứu tìm kiếm ra con đường mới là dùng 1 số đặc điểm sinh học của con người để nhận dạng tạo thành Biometrics technology kết hợp với hệ thống bảo mật để tăng cường độ bảo mật cho thông tin.
- Hiện nay, Biometrics technology đang phát triển rất nhanh chóng và phổ biến trên toàn cầu vì tính bảo mật tốt và thỏa các yêu cầu của khách hàng.
- Các đặc điểm sinh học thường xuất hiện trong Biometrics technology là:
 - + Vân tay.
 - + Mống mắt
 - + Võng mạc
 - + Khuôn mặt
 - + Lòng bàn tay
 - + Dáng người

2. Iris Recognition (Nhận dạng mống mắt):

- Nhận dạng mống mắt là vấn đề mới được ứng dụng rộng rãi (từ 2015), nó tỏ ra một ưu thế vượt trội so với nhiều nhận dạng khác nhờ những ưu điểm sau:
 - + Tính ổn định: mống mắt của con người được hình thành từ 10 tháng tuổi và không thay đổi trong suốt cuộc đời của mỗi người.
 - + Không nhầm lẫn: xác suất hai mống mắt giống nhau hoàn toàn là gần như không thể.
 - + Tính linh hoạt: công nghệ nhận dạng mống mắt dễ dàng được tích hợp vào các hệ thống an ninh hiện tại hoặc hoạt động như một thiết bị độc lập.
 - + Đáng tin cậy: quét mống mắt không dễ bị đánh cắp, mất mát hay xâm nhập.
 - + Tốc độ: không giống như quét võng mạc, nhận dạng mống mắt là không tiếp xúc và tốc độ nhận dạng cực kỳ nhanh chóng, cung cấp độ chính xác chưa từng có khi so sánh với bất kỳ bảo mật an ninh nào khác.

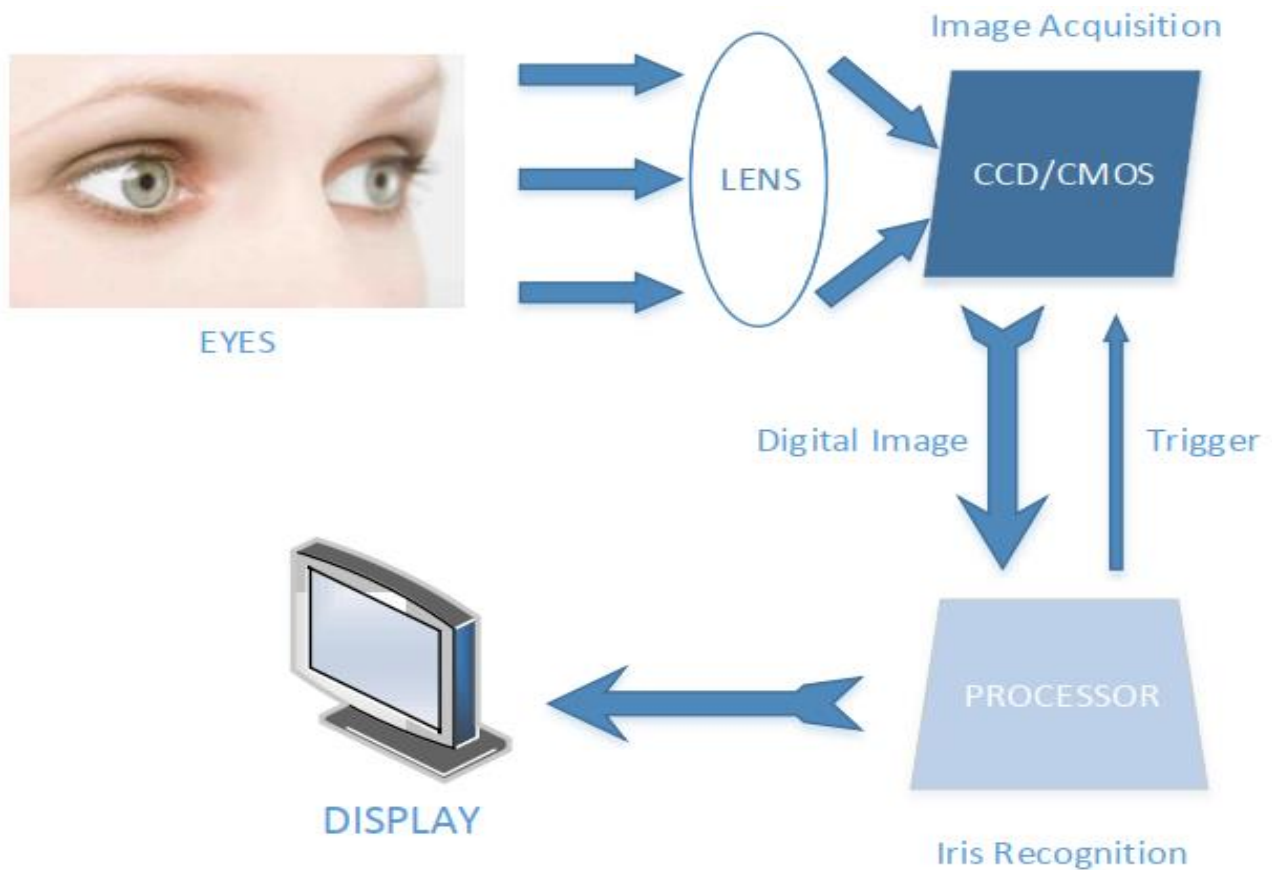
3. Nguyên tắc hoạt động của nhận dạng mống mắt:



II. Các phương pháp:

1. Thu thập hình ảnh:

- Một hệ thống nhận diện mống mắt bao gồm một phần mềm và phần cứng. Phần cứng thường bao gồm một ống kính, 1 bộ cảm biến CCD hoặc CMOS, bộ xử lý và các thiết bị ngoại vi liên quan như trong hình dưới đây.



- Ảnh đầu vào sẽ được thu nhận qua các thiết bị có chứa iris sensor module và sau đó các tín hiệu này sẽ được số hóa. Việc lựa chọn các thiết bị thu nhận hình ảnh sẽ phụ thuộc vào các đặc tính sau: độ phân giải, chất lượng màu, dung lượng bộ nhớ và tốc độ thu nhận ảnh của thiết bị.

2. Tiền xử lý dữ liệu:

- Tiền xử lý hình ảnh mống mắt : thông qua việc cải thiện về độ tương phản, khử nhiễu, khử bóng, khử độ lệch,... với mục đích làm cho chất lượng ảnh trở lên tốt hơn nữa nhằm chuẩn bị cho các bước xử lý phức tạp hơn về sau. Để đạt được mục tiêu này, phương pháp thường gặp là sử dụng lọc hình ảnh.

- Lọc hình ảnh là một bước trước khi phát hiện cạnh, đó là để loại bỏ nhiễu trong ảnh gốc cho phát hiện cạnh. Việc lọc ảnh có thể được thực thi trong miền không gian hoặc miền tần số. Miền không gian chứa bộ lọc trung bình, bộ lọc trung vị, Gaussian smoothing, Bộ lọc tần số xử lý một hình ảnh trong miền tần số. Hình ảnh được biến đổi Fourier, và sau đó được nhân lên với hàm lọc trong miền không gian và cuối cùng được trả về không gian miền. Việc lọc hình ảnh mống mắt chủ yếu là để loại bỏ mức cao tần số nhiễu ngẫu nhiên trong ảnh nhằm tăng hiệu suất của hệ thống.

3. Phân đoạn mống mắt:

3.1. Biến đổi Hough:

- Nguyên tắc chung của biến đổi Hough là hình chiếu của không gian hình ảnh N chiều của nó đến một không gian tham số có thứ nguyên M. Hai không gian có liên quan bởi mô hình toán học $x_i = f(a_i)$. Vì vậy, mục tiêu lúc này là tìm các tham số xác định hình dạng được phát hiện.

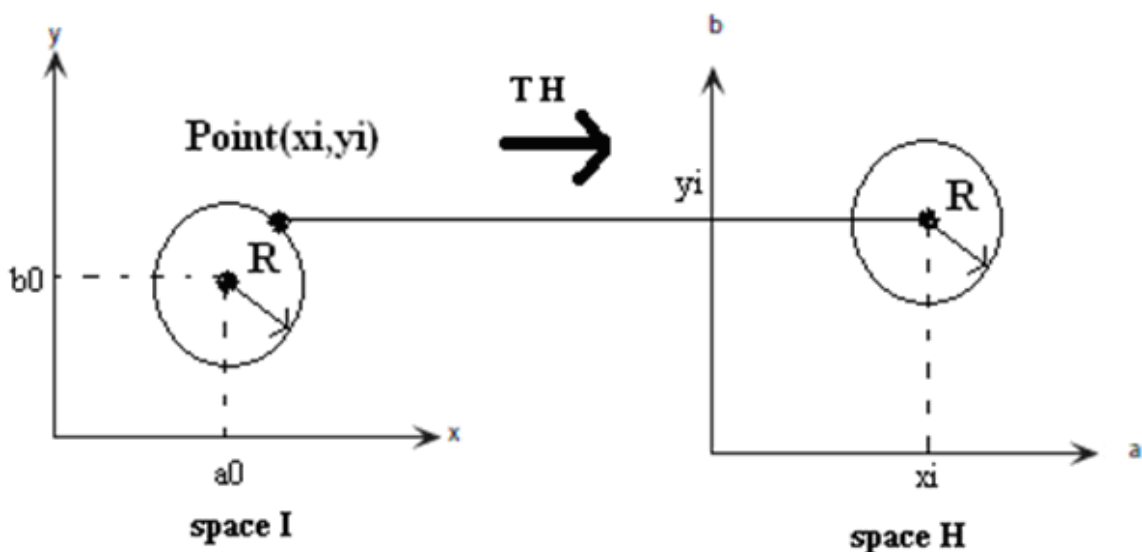
- Biến đổi Circular Hough có thể được áp dụng để phát hiện sự hiện diện của hình tròn trong một hình ảnh nhất định. Nó được sử dụng để phát hiện bất kỳ hình dạng hoặc để xác định vị trí mống mắt trên hình ảnh khuôn mặt.

Phương trình đặc trưng của đường tròn bán kính r và tâm (a, b) được cho bởi:

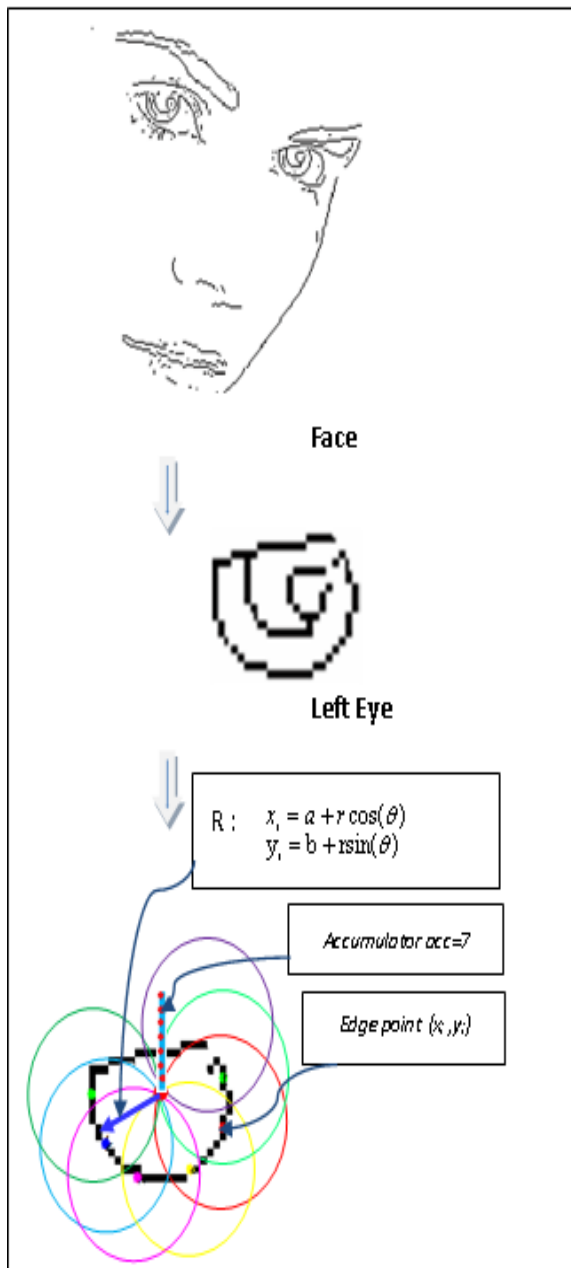
$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (6)$$

Vòng tròn này có thể được mô tả bởi hai phương trình sau:

$$\begin{aligned} x &= a + r \cos \theta \\ y &= b + r \sin \theta \end{aligned} \quad (7)$$



Do đó, vai trò của biến đổi Hough là tìm kiếm bộ ba tham số (a, b, r) để xác định các điểm (x_i, y_i) . Hai trường hợp có thể được trình bày như mô tả trong hình dưới đây



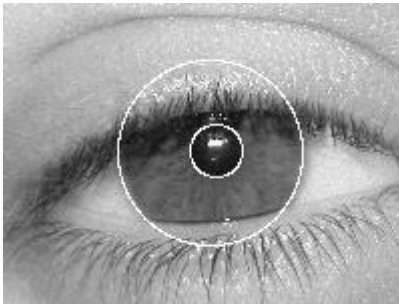
- Do đó, các bước thực hiện của Circular Hough trong trường hợp này là (hình bên trái):

- + Chuyển đổi hình ảnh RGB thành ảnh xám.
- + Trích xuất đường viền bằng bộ lọc Prewitt (ảnh nhị phân).
- + Xác định phạm vi biến đổi móng mắt (tính bằng pixel).
- + Tạo mô hình và tập trung các vòng tròn.
- + Tìm kiếm và xác định vị trí của các accumulator
- + Trích xuất các vị trí X_{0i}, Y_{0i} cho mỗi bán kính r_i .
- + Hiển thị hình ảnh và các vòng tròn tìm thấy phương trình thỏa mãn $(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2$
- Phương pháp này có độ chính xác được công nhận khoảng 95%.

3.2. Daugman's integro differential operator:

- Để bản địa hóa móng mắt, Daugman đã đề xuất một phương pháp toán tử vi phân Integro. Nó giả định rằng đồng tử và limbus là các đường viền tròn và hoạt động như một máy dò cạnh tròn. Việc phát hiện mí mắt trên và dưới cũng được thực hiện bằng cách sử dụng toán tử vi phân Integro bằng cách điều chỉnh tìm kiếm đường viền từ hình tròn thành hình cung tròn được thiết kế [11]. Bộ phân biệt tích phân được định nghĩa như sau:

$$\max(r, x_0, y_0) \left| G_\sigma(r) * \frac{\partial}{\partial r} \int_{(r, x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right|$$



Trong đó: $I(x, y)$ là ảnh input.

r là bán kính.

(x_0, y_0) là tọa độ trung tâm con ngươi.

$G_\sigma(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(r-r_0)^2}{2\sigma^2}\right)$ là **Gaussian smoothing function**.

x_0, y_0, r là phần đường viền của móng mắt.

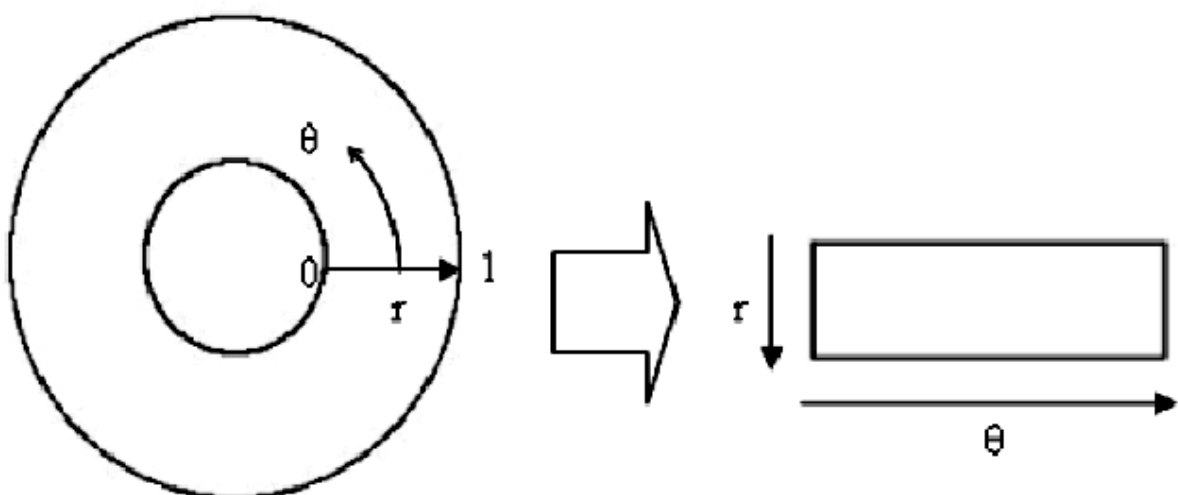
- Thuật toán có nhược điểm là hình ảnh input bị noise, khi đó việc mắt không mở hoàn toàn hay dính lông mi trong ảnh làm cho hiệu suất nhận dạng kém

4. Chuẩn hóa

4.1 Daugman's Rubber Sheet model

- Do kích thước đồng tử co giãn và khoảng cách mỗi lần quét là có thể không giống nhau nên ta không thể dùng các biến đổi tuyến tính để thu nhận móng mắt, vì nếu sử dụng cách này thì hình ảnh móng mắt thu được mỗi lần quét sẽ khác nhau gây khó khăn cho việc nhận dạng và phân lớp.

- Để khắc phục các yếu điểm này, ta sử dụng thuật toán Daugman's Rubber Sheer Model, với cấu trúc 2 vòng tròn đồng tâm ta sẽ biến đổi phi tuyến móng mắt biến hình dạng chiếc nhẫn thành thành hình chữ nhật, với 2 tham số $r \in [0, 1]$ và góc $\theta \in [0, 2\pi]$, từ đó hình ảnh ta thu được sẽ đồng nhất hơn như hình sau:



- Việc ánh xạ hoặc chuẩn hóa từ ảnh raw tại (x, y) từ tọa độ thô (x, y) sang hệ tọa độ không đồng tâm (r, θ) thông qua công thức:

$$I(x(r, \theta), y(r, \theta)) \rightarrow I(r, \theta)$$

$$x(r, \theta) = (1 - r)x_p(\theta) + rx_i(\theta)$$

$$y(r, \theta) = (1 - r)y_p(\theta) + ry_i(\theta)$$

- Trong đó : $l(x,y)$ là tọa độ góc dọc theo hệ tọa độ Descartes.

x_p, y_p là tọa độ đồng tử,

x_i, y_i là tọa độ theo đường viền θ

5. Trích xuất đặc trưng:

5.1. Histograms of Oriented Gradients (HOG):

- Biểu đồ của các lớp định hướng (HOG) là các mô tả tính năng được sử dụng trong xử lý hình ảnh và thị giác máy tính để phát hiện các đối tượng. .

- Ý tưởng chính đằng sau biểu đồ mô tả Gradient định hướng là sự xuất hiện của đối tượng trong một hình ảnh có thể được mô tả bằng cách phân phối độ dốc cường độ và những mô tả này có thể được thực hiện bằng cách chia hình ảnh thành các vùng nhỏ, các vùng này được gọi là các ô. Hơn nữa, các biểu đồ có thể được chuẩn hóa bằng cách tính cường độ thông qua một vùng lớn hơn của hình ảnh, vùng này được gọi là khối và sau đó chuẩn hóa tất cả các ô trong khối. Tuy nhiên, tính toán cường độ trên một vùng rộng lớn của hình ảnh có thể cải thiện độ chính xác. Bộ mô tả HOG hoạt động trên các ô cục bộ; do đó, nó duy trì một vài lợi thế so với các phương pháp khác. Các đề xuất dành cho cài đặt kích thước các ô là 64×128 , kích thước khối bằng 16×16 và kích thước ô bằng 8×8 .

- Thuật toán HOG ghi lại các mẫu mỏng mắt và phân phối độ dốc cường độ trên các mẫu này thông qua các công thức sau:

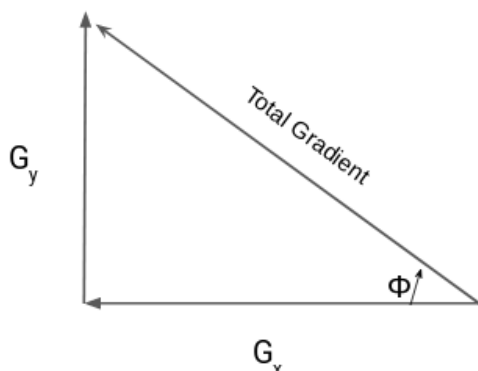
$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right)$$

- Trong đó: g là tổng cường độ gradient

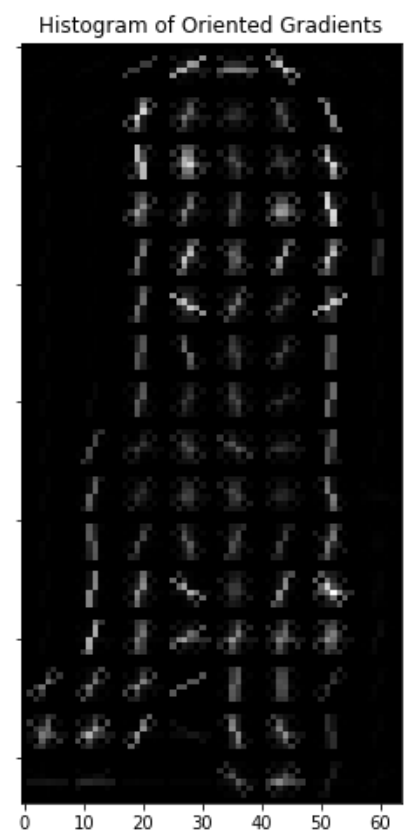
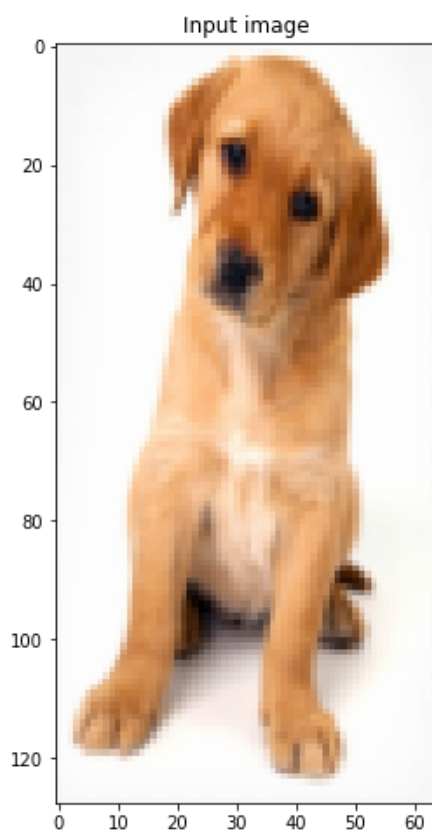
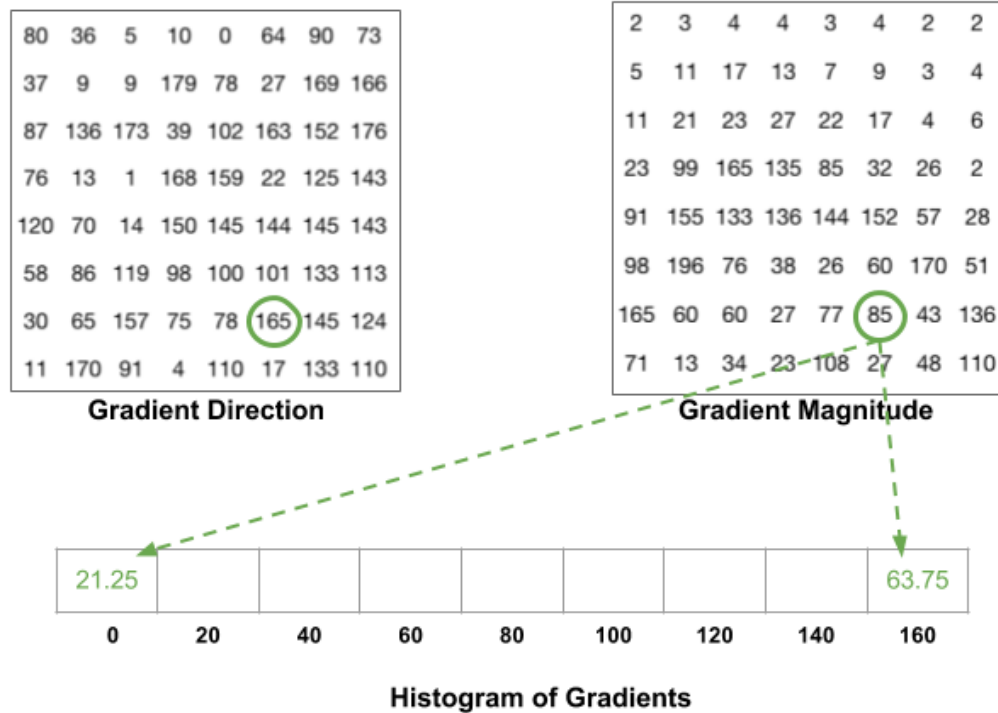
g_x, g_y là giá trị vec tơ gradient theo hướng x và hướng y

θ là góc giữa g_x và g như trong hình sau:



- Cuối cùng, thuật toán HOG sẽ tính toán tất cả các pixel trong mỗi mẫu thông qua trích xuất tất cả các tính năng của mẫu và

tạo một mảng các chiều của các cell.



Hình ảnh minh họa cho kết quả cuối của Histograms of Oriented Gradients (HOG)

5.2. Gabor Filter:

- Trong xử lý ảnh cho nhận dạng mống mắt, bộ lọc Gabor là bộ lọc tuyến tính được sử dụng để phân tích kết cấu, có nghĩa là về cơ bản nó sẽ phân tích xem có bất kì tần số cụ thể nào trong hình ảnh theo các hướng cụ thể trong điểm hoặc khu vực được phân tích. Các hàm cơ bản của Gabor là các Gaussian được điều chế bởi các hàm hình sin. Nó cho thấy dạng chức năng của các bộ lọc Gabor phù hợp chặt chẽ với cấu hình tiếp nhận của các hình ảnh đơn giản và bộ lọc Gabor là một sơ đồ hiệu quả để thể hiện hình ảnh.

- Để trích xuất đặc trưng phải trải qua 3 bước:
- + Kiểm tra vùng xung quanh con người
- + Lọc vùng xung quanh theo 8 hướng khác nhau bằng bộ lọc Gabor.
- + Tính toán độ lệch tuyệt đối trung bình với giá trị trung bình (AAD) của các giá trị vùng xám trong các khu vực riêng lẻ trong các hình ảnh được lọc để xác định vector đặc trưng.
- Kiểm tra vùng xung quanh con người:

$$S_i = \{(x, y) | b(T_{i+1}) \leq r < b(T_{i+2}), \theta_i \leq \theta < \theta_{i+1}, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq M\}$$

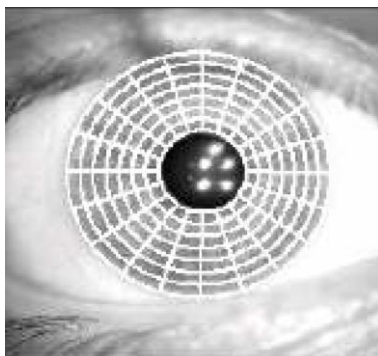
$$T_i = \text{int} \left(\frac{i}{k} \right)$$

$$\theta_i = (i \bmod k) \times \left(\frac{2\pi}{k} \right)$$

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y - y_c}{x - x_c} \right)$$

- Trong đó: $I(x, y)$ biểu diễn độ xám tại vị trí (x, y) trong hình ảnh mống mắt có kích thước $M \times N$.



Ảnh minh họa

x_c, y_c biểu diễn 1 điểm tại đồng tử.

b là chiều rộng của mỗi băng tần,

k là số lượng vùng được xem xét trong mỗi băng tần

$i = [0, (B \times k - 1)]$, với B là số lượng các dải đồng tâm được xem xét xung quanh điểm tham chiếu để khai thác tính năng

- Lọc vùng xung quanh theo 8 hướng khác nhau bằng bộ lọc Gabor: Bộ lọc Gabor hai chiều (2D) được biểu diễn bằng phương trình sau

$$G(x, y, \theta, f) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{x'^2}{\delta_{x'}^2} + \frac{y'^2}{\delta_{y'}^2} \right] \right\} \times \cos(2\pi f x')$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta$$

$$y' = y \cos \theta - x \sin \theta$$

- Trong đó: f là tần số của sóng phẳng hình sin dọc theo hướng θ từ trục x .

$\delta_{x'}, \delta_{y'}$ tương ứng là các hằng số không gian của đường bao Gaussian dọc theo trục x' và y' .

$$\theta \in \{0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ\}$$

- Vector đặc trưng:

Giả sử mỏng mắt chia thành 8 ô khác nhau:

$$\text{Khi đó } \theta = \{0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ\}$$

Đặt $F_{i,\theta}(x, y)$ là hướng hình ảnh được lọc cho từng cung S_i

$\forall i \in \{0, 1, 2, 3, \dots, 139\}$ (có tổng 140 cung) với các giá trị, $V_{i,\theta}$ là độ lệch trung bình tuyệt đối tính bằng công thức sau:

$$V_{i,\theta} = \frac{1}{n_i} \left(\sum |F_{i\theta}(x, y) - P_{i\theta}| \right)$$

- Trong đó: n_i là số pixel trong S_i .

$P_{i\theta}$ là giá trị trung bình của $F_{i\theta}(x, y)$ trong S_i .

5.3. Local Binary Pattern:

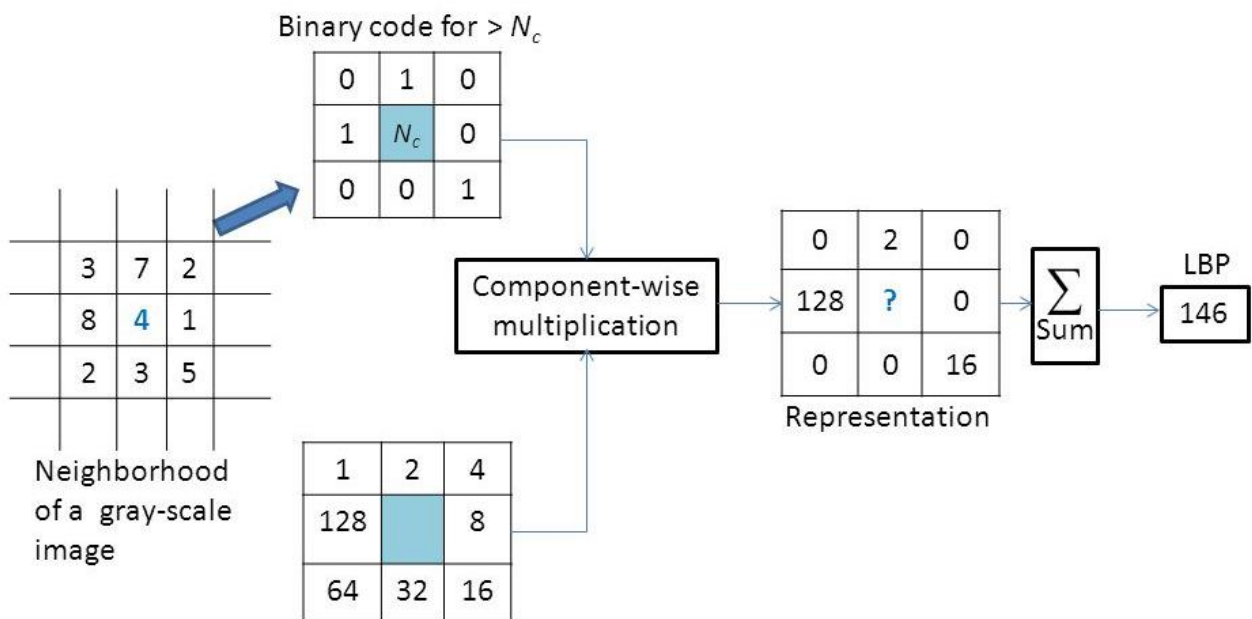
- Vector đặc trưng LBP, ở dạng đơn giản nhất, được tạo theo cách sau:

+ Chia cửa sổ được kiểm tra thành các ô (ví dụ 3x3 pixel cho mỗi ô).

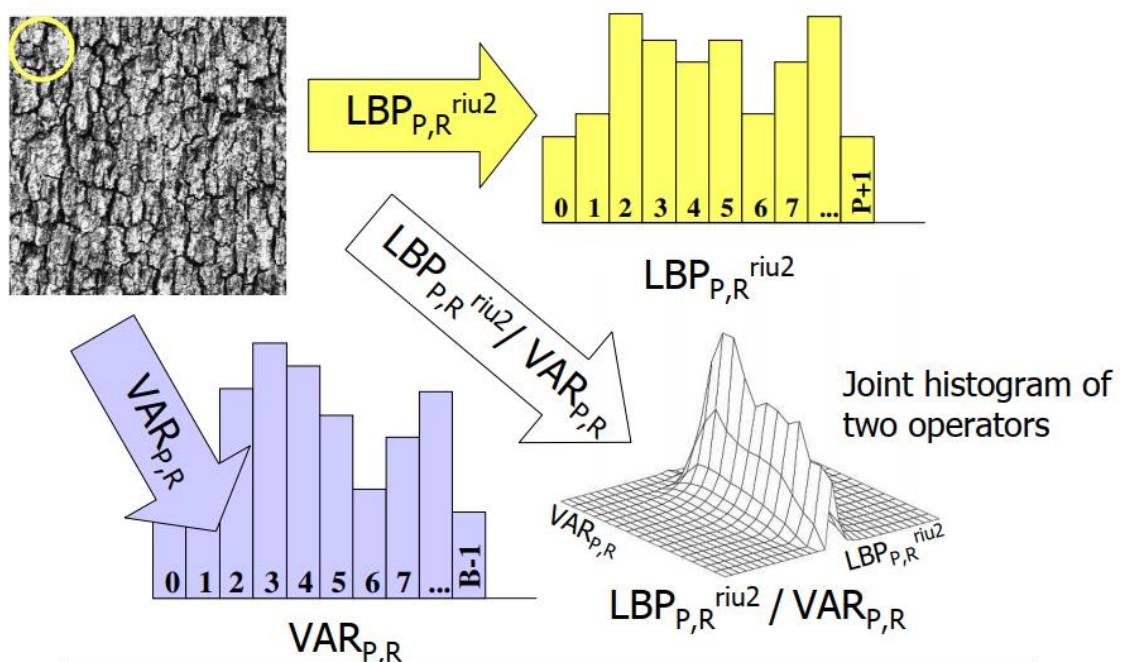
+ Đối với mỗi pixel trong một ô, hãy so sánh pixel đó với 8 pixel lân cận của nó (ở phía trên bên trái, giữa bên trái, dưới cùng bên trái, trên cùng bên phải, v.v.). Theo dõi các pixel dọc theo vòng tròn, tức là theo chiều kim đồng hồ hoặc ngược chiều kim đồng hồ.

+ Trong đó giá trị của pixel trung tâm lớn hơn giá trị của hàng xóm, hãy viết "0" nếu không, hãy viết "1". Từ đó, ta trích xuất được một chuỗi nhị phân 8 chữ số.

+ Tính toán giá trị mẫu nhị phân được trích xuất và vẽ biểu đồ histogram đã chuẩn hóa cho hình ảnh bằng cách nối các biểu đồ của sau khi tổng hợp các kết quả từ các cửa sổ đã chia để tạo thành vector đặc trưng.



Hình minh họa cho tính giá trị LBP cho 1 cell.



Hình minh họa cho tính vector LBP và biểu đồ của nó.

6. So sánh và phân lớp:

6.1 Multi Support Vector Machine:

- Support Vector Machine (SVM) được giới thiệu vào năm 1992 bởi Vapnik, Boser và Guyon .. SVM là một công cụ phân loại và dự đoán sử dụng lý thuyết học máy để đạt được khả năng dự đoán lớn hơn trong khi tránh bỏ qua dữ liệu hợp lệ.

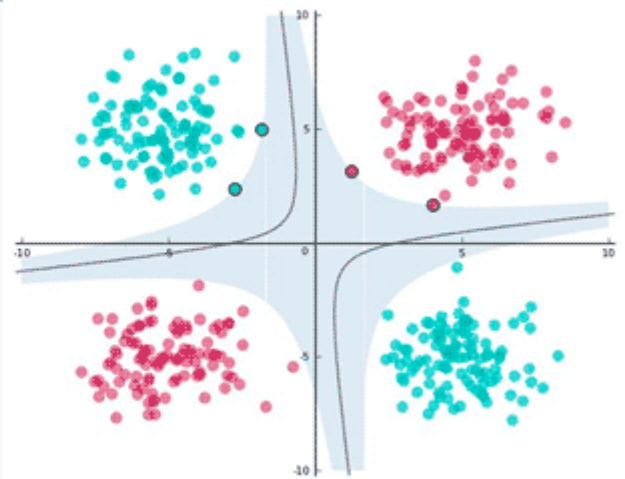
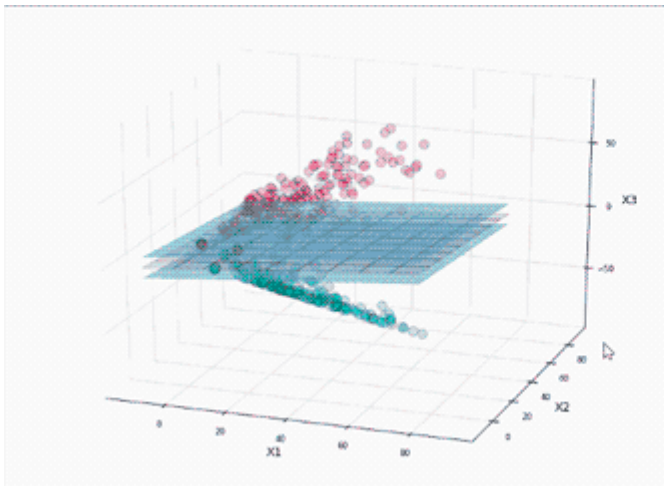
- Bài toán tối ưu trong SVM chính là bài toán tìm w và b sao cho *margin* này đạt giá trị lớn nhất:

$$(w, b) = \arg \max_{w, b} \left\{ \min_n \frac{y_n(w^T x_n + b)}{\|w\|_2} \right\} = \arg \max_{w, b} \left\{ \frac{1}{\|w\|_2} \min_n y_n(w^T x_n + b) \right\}$$

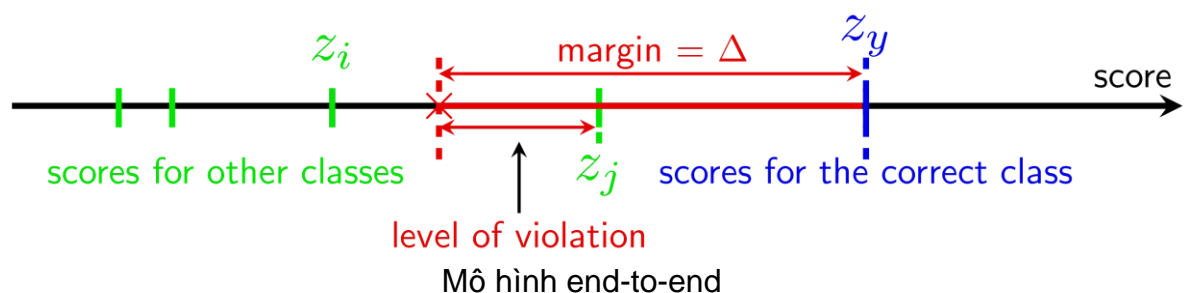
- SVM có nhiều ưu điểm: việc đào tạo tương đối dễ dàng và nó là phù hợp với dữ liệu chiều cao và khả năng kiểm soát rõ ràng về sự đánh đổi giữa độ phức tạp của phân loại và lỗi. Mặt khác, điểm yếu của SVM là nó cần người dùng chọn kernel phù hợp với từng bài toán.

- Các nhà nghiên cứu đã phát triển một số kỹ thuật mô phỏng cơ chế SVM cho hơn hai lớp như: phương pháp One vs One , phương pháp One-vs.-All hay phương pháp Error-Correcting Output Coding (ECOC)

- Ý tưởng chính của phương pháp One-vs-All là sử dụng mỗi lớp(được xem như có kết quả dương tính) vs tất cả các lớp khác, SVM đào tạo một phân loại nhị phân như: Class_1 vs. not Class_1, Class_2 vs. not Class_2;.....cho tới Class cuối cùng. Cuối cùng, bộ phân loại chọn lớp phù hợp liên quan đến từng mẫu thử nghiệm.



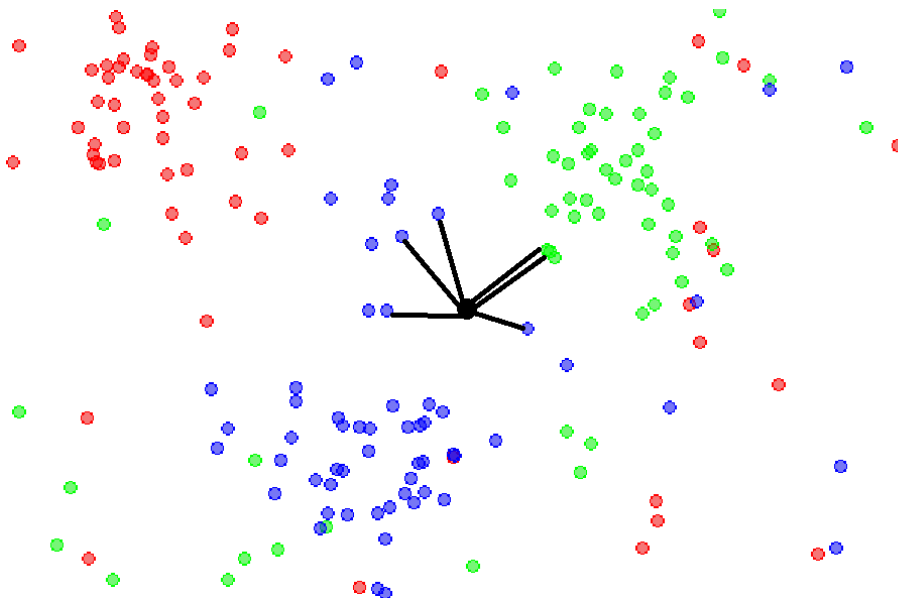
Hình minh họa cho Multi Support Vector Machine (One-vs-All)



6.2. K-Nearest neighbor classifier (Euclidean distance):

Trình phân loại KNN là một trong những thuật toán đơn giản nhất để phân loại các đối tượng, nó hoạt động theo giám sát. KNN được sử dụng trong các ứng dụng học máy, hồi quy và mẫu công nhận. Hơn nữa, nó rất dễ thực hiện và hiệu quả cao trong các ứng dụng khác nhau sử dụng các kỹ thuật phân loại. Ý tưởng cơ bản về chức năng của nó là lấy giá trị lân cận của dữ liệu kiểm tra trong một không gian đặc trưng. Ngoài ra, đây là một thống kê phi tham số, bởi vì nó không đưa ra giả định về phân phối xác suất của các biến được sử dụng. Hơn nữa, thuật toán KNN phân loại các đối tượng theo ba bước:

- Tính khoảng cách giữa tất cả các vector huấn luyện và vector kiểm tra.
- Chọn K vector gần nhất.
- Tính trung bình của khoảng cách vector gần nhất.



Nói cách khác, trong KNN; đầu ra được coi là thành viên của một lớp. Bất kỳ đối tượng mới nào cũng được phân loại tùy thuộc vào số lượng thành viên của hàng xóm. Trong k hàng xóm gần nhất; nếu $K = 1$, điều này có nghĩa là đối tượng thuộc về lớp của hàng xóm gần nhất đó. Tuy nhiên, trong KNN, không có cách cụ thể nào để chọn K, chỉ có chúng tôi cố gắng chọn cách tốt nhất. KNN không cần các ví dụ đào tạo, do đó, nó sử dụng đào tạo; nó là giống như là thuật toán lazy learning. Hơn nữa, nó sử dụng tập huấn luyện trực tiếp để huấn luyện và sau đó phân loại đầu vào, khi đầu vào và giá trị k được đưa ra

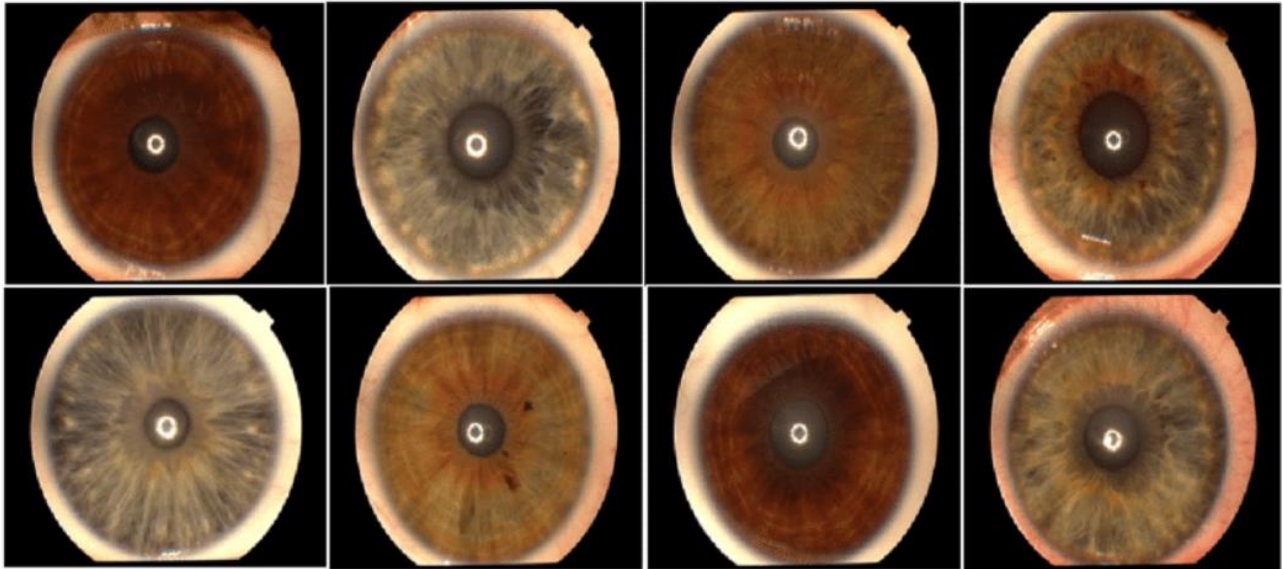
III. Kết quả tham khảo

(Phần số liệu kết quả được lấy từ kết quả của luận văn [IRIS RECOGNITION BY USING IMAGE PROCESSING TECHNIQUES](#) của Mohamed Alhamrouni)

1 Upon Database

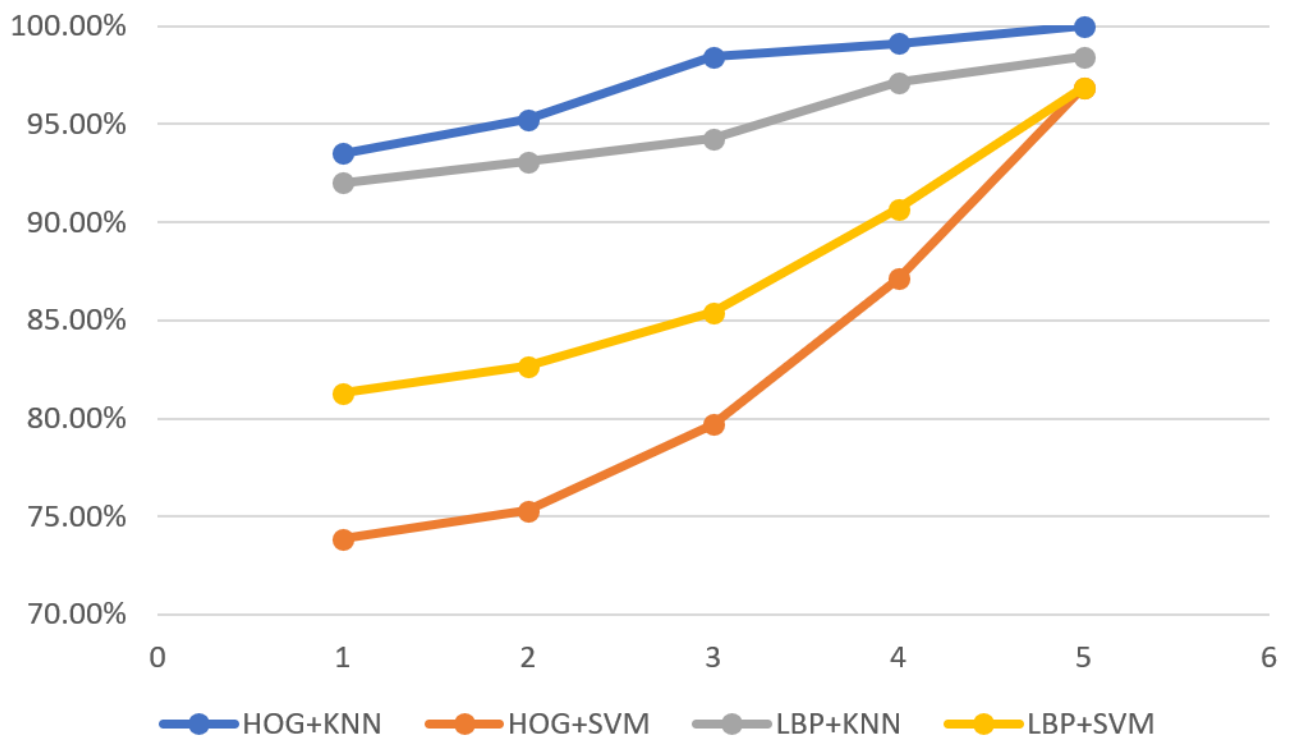
Có tổng cộng 384 hình ảnh của 64 người, mỗi người 6 hình ảnh

Ta có 64 ảnh test 320 ảnh train.



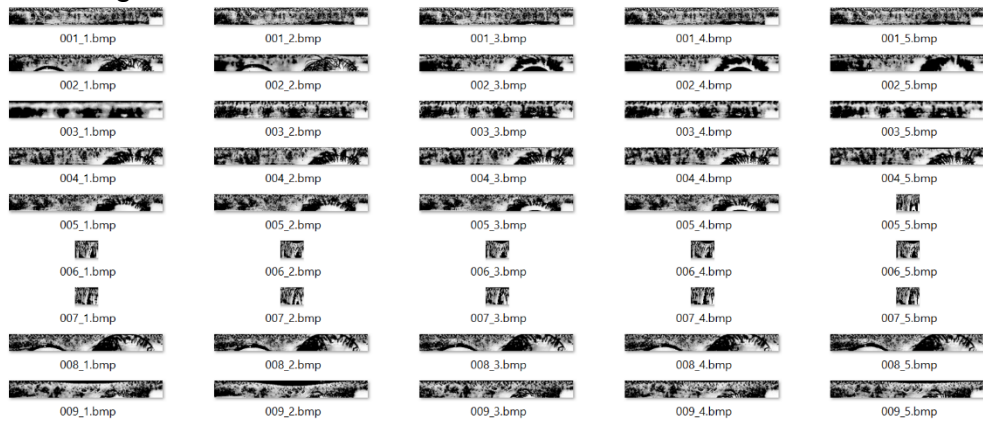
Method	Images for each person				
	1 image for test & 5 images for train	2 images for test & 4 images for train	3 images for test & 3 images for train	4 images for test & 2 images for train	5 images for test & 1 image for train
HOG + KNN	100%	99.12%	98.43%	95.24%	93.50%
HOG + SVM	96.87%	87.14%	79.69%	75.28%	73.84%

Method	Images for each person				
	1 image for test & 5 images for train	2 images for test & 4 images for train	3 images for test & 3 images for train	4 images for test & 2 images for train	5 images for test & 1 image for train
LBP + KNN	98.43%	97.14%	94.27%	93.08%	92.00%
LBP + SVM	96.87%	90.69%	85.41%	82.66%	81.29%



IV. Thực nghiệm.

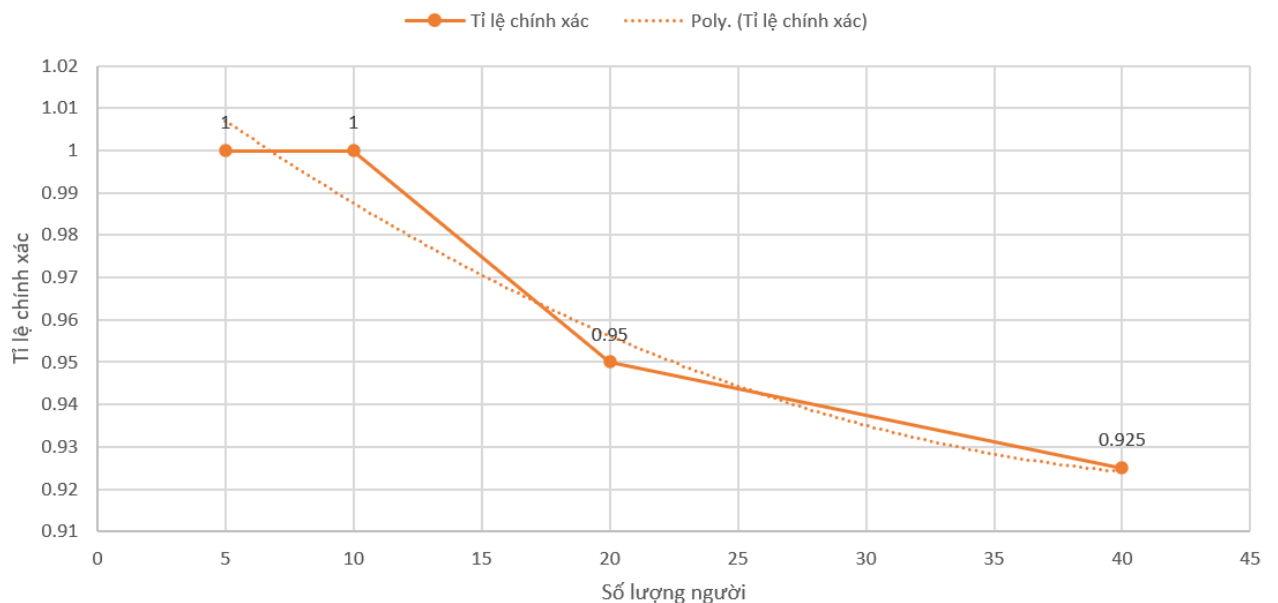
IITD Iris Image đã được chuẩn hóa sẵn.



Với mỗi người có 5 ảnh trong đó có 4 ảnh train và 1 ảnh test.

Ta có:

Số lượng ảnh test	Tỉ lệ chính xác
5 ảnh test và 20 ảnh train	100%
10 ảnh test và 40 ảnh train	100%
20 ảnh test và 80 ảnh train	95%
40 ảnh test và 160 ảnh train	92.5%



Ta có thể thấy tỉ lệ nhận dạng mẫu không chính xác trở nên cao hơn khi số lượng mẫu càng lớn. Vì thuật toán chưa được tối ưu hoàn toàn nên tốc độ chạy chậm, độ phức tạp lớn.

Có một nhược điểm là nhận dạng luôn tìm ra một người mặc dù đúng hay sai. Nên đó chính là nhược điểm cực kỳ lớn của code thực nghiệm này.

V. Kết luận



Ta thể thấy, tùy theo mô hình được chọn mà tỉ lệ thành công của mô hình thấp hay cao.

Tùy theo các mục đích sử dụng khác nhau mà chúng ta có thể sử dụng kết hợp các loại nhận dạng hay chỉ có duy nhất một loại.

Các Tiểu vương quốc Ả Rập Thống nhất đã vận hành một hệ thống theo dõi expellee từ năm 2003. Tất cả các công dân nước ngoài cần thị thực nhập cảnh vào UAE hiện được xử lý thông qua iris scanner được lắp đặt tại tất cả các điểm kiểm tra nhập cư. Ngoài ra nhiều chính phủ như Mỹ, Mexico, Ấn độ cũng đã áp dụng nhận dạng mống mắt vào nhận dạng danh tính cư dân/người nhập cư.

Hạn chế lớn nhất của iris là thiết bị, độ phức tạp thuật toán và thời gian nhận dạng. Nhưng nhờ có tiến bộ về neural network và machine learning nên chúng ta có thể nhận dạng siêu nhanh chỉ trong vài giây đối với số lượng mẫu ít.

VI. Đánh giá tiến độ

Ngày	Công Việc	Mức độ hoàn thành
13/04/2020 – 03/05/2020	Hoàn thành việc tìm hiểu về iris recognition, các thuật toán liên quan đến iris	100%
04/05/2020 – 17/05/2020	Thực hiện cuốn chiếu phần code.	100%
18/05/2020 – 14/06/2020	Ưu tiên điều chỉnh và hoàn thành code.	100%
15/06/2020 – 12/07/2020	thực hiện cuốn chiếu, vừa làm word báo cáo, vừa làm power point cũng như code.	100%
13/07/2020	Hoàn thành mục tiêu công việc còn thiếu sót.	100%

VII. Tham Khảo.

Iris recognition using gabor filters

- **Ali Abdul Mun'im Ibrahim** –

Iris recognition by using image processing techniques

- **Mohamed Alhamrouni** -

Circular Hough Transform for Iris localization

- **University of Science and Technology Houari Boumedienne** -

A Review of Daugman's Algorithm in Iris Segmentation

- **Sr. Sahaya Mary James** -

Iris Segmentation and Normalization using Daugman's Rubber Sheet Model

– **Tania Johar, Pooja Kaushik**-

An image registration technique for recovering rotation, scale and translation parameters

– **John Daugman** –

How Iris Recognition Works (2004)

- **John Daugman** -

Iris image quality metrics with veto power and nonlinear importance tailoring (2016)

- **John Daugman** –

A Review of Daugman's Algorithm in Iris Segmentation

- **Sr. Sahaya Mary James** -

Handbook of Biometrics

- **Anil K. Jain, Patrick Flynn, Arun A. Ross** –

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN

[illegible]

