

# ĐỒ ÁN MÔN HỌC

# SINH TRẮC HỌC TAI

(Ear as a Biometric)

BÁO CÁO ĐỒ ÁN MÔN HỌC  
CÁC HỆ CƠ SỞ TRI THỨC

Người thực hiện

Huỳnh Gia Bảo - 1412036

Võ Phương Hòa - 1412192

Giáo viên phụ trách

Lê Hoàng Thái

Nguyễn Hoàng Khai

## **Mục lục**

I. Tổng quan về sinh trắc học tai.....	1
1. Tiềm năng .....	1
2. Lợi thế .....	1
3. Một số nghiên cứu và kết quả nổi bật về sinh trắc học tai .....	2
4. Các hướng tiếp cận cho bài toán nhận dạng vân tai .....	2
II. Các bằng chứng hỗ trợ cho sinh trắc học tai .....	3
III. Cách tiếp cận sinh trắc học tai .....	5
1. PCA.....	5
1.1. Giới thiệu .....	5
1.2. Thuật toán PCA .....	6
2. Sinh trắc học tai trong không gian 3 chiều. ....	7
2.1. Tiếp cận theo hướng ICP của Yan và Bowyer .....	7
2.2. Tiếp cận theo hướng Local Surface Patch của Chen và Bhanu .....	7
IV. Cài đặt thử nghiệm.....	8
1. Tiền xử lý.....	8
2. Chương trình huấn luyện .....	8
3. Kết quả .....	10
V. Đánh giá sinh trắc học tai.....	11
VI. Tài liệu tham khảo .....	12
VII. Nội dung phân công .....	12

## **I. Tổng quan về sinh trắc học tai**

### **1. Tiềm năng**

Tiềm năng của nhận diện tai người (còn gọi là bài toán nhận diện vân tai) trong bài toán nhận diện con người nói chung đã được thừa nhận và ủng hộ từ năm 1890 bởi nhà tội phạm học người Pháp Alphonse Bertillon. Trong công trình nghiên cứu về sinh trắc học của mình, ông viết rằng: “Tai, nhờ có những đường rãnh nhỏ (small valleys) và những vùng gò nhỏ (small hills) trải dài và bao bọc những đường rãnh nhỏ, là những yếu tố quan trọng hàng đầu cho bài toán nhận dạng. Tai không thay đổi hình dạng của nó từ khi con người sinh ra rồi lớn lên. Nó không chịu những ảnh hưởng của môi trường, giáo dục... Nó tồn tại, trong cả một đời người, như một di sản phi vật thể về di truyền...”.

Sinh trắc học tai chỉ nhận được một sự chú ý không đáng kể khi so với các kỹ thuật nhận dạng khác (khuôn mặt, mắt, vân tay). Tuy nhiên, tai lại đóng vai trò hết sức quan trọng trong khoa học pháp y trong nhiều năm, đặc biệt là ở Hoa Kỳ, nơi Iannarelli đã phát triển một hệ thống phân loại tai dựa trên các phép đo thủ công và nó được sử dụng trong hơn 40 năm, mặc dù độ tin cậy của việc nhận dạng bằng vân tai gần đây gặp phải một số nghi ngờ. Rutty đã xem xét kỹ thuật thủ công của Iannarelli liệu có thể được tự động hóa hay không và như thế nào. Từ đó, một loạt sáng kiến đã được xem xét đề xuất nhằm đánh giá giá trị của việc nhận dạng vân tai (trong pháp y).

### **2. Lợi thế**

Nhận dạng tai (thông qua vân tai) có những lợi thế nhất định so với các loại sinh trắc học khác. Tai có một cấu trúc phong phú, ổn định và thay đổi rất ít theo độ tuổi. Hơn nữa, tai cũng không dễ dàng để thay đổi biểu hiện như khuôn mặt (khuôn mặt không phải lúc nào cũng ở trạng thái bình thường, nó có thể là mặt cười, khóc, méo mó tùy vào tâm trạng và hành động của người đó). Tai luôn được cố định ở vùng giữa tai mặt bên của đầu. Nói cách khác, ta dễ dàng tìm được vị trí của tai trên một cái đầu (trong một bức ảnh) nếu so với việc nhận biết khuôn mặt (thường yêu cầu khuôn mặt phải nằm giữa, chính diện bức ảnh). Một lợi thế khác của tai, đó là nó lớn hơn khi so với móng mắt (iris), võng mạc, vân tay, do đó ta có thể bắt được hình ảnh của tai ở khoảng cách xa hơn.

### **3. Một số nghiên cứu và kết quả nổi bật về sinh trắc học tai**

Burge là một trong những người đầu tiên mô tả tiềm năng của tai như là một kỹ thuật kết hợp với đồ thị sinh trắc học trên một sơ đồ các đường cong (sơ đồ Voronoi) được trích ra từ bản đồ cạnh Canny. Moreno và cộng sự giải quyết vấn đề với một số thành công bằng cách sử dụng neural nets và đã báo cáo một tỉ lệ công nhận đạt 93% trên một tập dữ liệu (168 hình ảnh) bằng việc sử dụng một kỹ thuật về neural nets với 2 giai đoạn (a two-stage neural network technique). Còn Hurley và các cộng sự đã vẽ lại bản đồ tai nhằm làm nổi bật các “potential wells” và “potential channels” như là các đặc trưng. Hurley đã đạt được tỷ lệ chính xác lên đến 99.2% trên tập dữ liệu 252 hình ảnh. Phương pháp mà ông sử dụng cho hiệu suất tốt hơn nhiều so với phương pháp PCA. Một cách tiếp cận khác là “noise” (độ nhiễu). Dùng Gaussian noise có thể cải thiện hiệu suất đến 99.6%. Ở một nghiên cứu khác, Abdel-Motaleb đã sử dụng phép biến đổi các trường nhằm tạo được một biểu diễn bề mặt mịn cho tai và sau đó, áp dụng các công cụ chiết xuất bề mặt khác nhau để thu thập các tính năng cần thiết.

### **4. Các hướng tiếp cận cho bài toán nhận dạng vân tai**

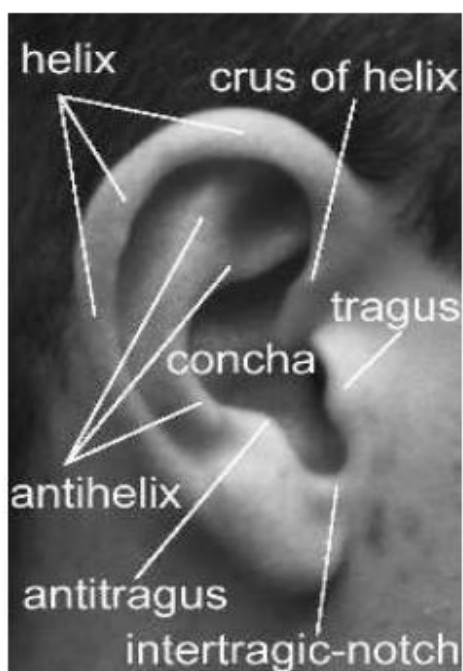
Principal Components Analysis (PCA), dịch ra là “phân tích thành phần chính”. Phương pháp này là một trong những cách tiếp cận phổ biến trong bài toán nhận dạng tai. Nghiên cứu của Victor và cộng sự đã áp dụng PCA cho cả nhận dạng mặt và tai với kết luận rằng nhận dạng mặt đem lại hiệu suất tốt hơn nhận dạng tai. Tuy nhiên, ở một nghiên cứu khác, Chang đã đưa ra kết luận rằng không có sự khác biệt đáng kể giữa nhận dạng mặt và tai bằng phương pháp PCA. Với một tập dữ liệu tai (với ít tác động nhiễu như tóc, bông tai, ánh sáng), Chang và các cộng sự đã giải thích được lý do cho sự khác nhau về kết luận giữa Victor và Chang. Mặt khác, Chang cũng đã đưa ra một báo cáo về hiệu suất đạt 90.9% với cách tiếp cận này.

Một cách tiếp cận khác là Independent Components Analysis (ICA) – phân tích các thành phần độc lập, kết hợp với mạng Radial Basis Function (RBF). Bằng cách tiếp cận này, Zhang đã đạt được một hiệu suất tốt hơn so với PCA. Tuy nhiên, dùng là PCA hay ICA thì chúng hầu như không có sự bất biến. Do đó, chúng ta có thể hi vọng về một hiệu suất nhận dạng tốt với các phương pháp này trên nhiều tập dữ liệu khác nhau.

Trong bài báo cáo này, chúng tôi sẽ trình bày các đánh giá về giải phẫu học và sinh lý của tai và làm thế nào điều này có thể ảnh hưởng đến tính chất sinh trắc học của nó. Đặc biệt, chúng tôi sẽ tập trung mô tả PCA một cách chi tiết vì đây là một trong những kỹ thuật phổ biến nhất. Mặc dù tính toán của nó khá phức tạp, nhưng PCA là khá dễ dàng để cài đặt và sử dụng. Cuối cùng, chúng tôi sẽ xem xét tương lai của sinh trắc học tai và các vấn đề liên quan.

## II. Các bằng chứng hỗ trợ cho sinh trắc học tai

Cấu trúc của tai không ngẫu nhiên như những gì Bertillon đã nhận xét, nó có một cấu trúc nhất định như khuôn mặt. Hầu hết mọi người khi được đề nghị, có thể dễ dàng vẽ được khuôn tai, nhưng chỉ có chuyên gia có kinh nghiệm mới vẽ được cấu trúc chi tiết phức tạp của nó.



Hình 1. Cấu tạo tai

Ở hình bên, hình dáng của tai có xu hướng bị chế ngự bởi vành ngoài tai hoặc xoắn tai (helix), và bởi hình dạng thùy (lobe). Ngoài ra còn có xoắn (helix) trong, và antihelix, chạy song song với xoắn ngoài và chia ra hay nhánh ở phần trên.

Xoắn trong và phần dưới của 2 nhánh này hình thành khuôn (ở **trên và bên trái**) của concha, concha được đặt tên theo hình dáng vỏ ốc như hình.

Đường ở phía dưới của concha hợp nhất với đường **intertragic-notch**, nhờ sự uốn cong rất mạnh ở phía dưới của đường **intertragic-notch** có thể tạo thành một điểm tham khảo hữu ích cho nhiều mục đích khác nhau của sinh trắc học.

Cũng lưu ý đến hình xoắn ốc của đường xoắn nơi mà đường xoắn giao cắt với nhánh dưới của **antihelix**. Đây là một trong những điểm mà **Iannarelli** sử dụng như là một điểm tham chiếu cho hệ thống đo lường của ông, điểm còn lại là

chống lại các vết thương hoặc vết sẹo nhỏ ở bên trái vết cắt giữa các sợi (**intertragic notch**).

Mặt trước của **concha** mở ra trong ống tai ngoài hoặc tai âm thanh hoặc thính giác, thường được gọi là lỗ tai, mặc dù điều này thường được che giấu bởi các xác thịt xung quanh và ở trên **tragus**.



Hình trên thể hiện các ví dụ tai người cho thấy sự đa dạng phong phú về hình dạng khác nhau. Lưu ý rằng một số tai có thùy (**lobes**) hình thành, trong khi những người khác hầu như không có. Những cái tai có thùy này được gọi là “**attached lobe**”, nó làm cho sự đo lường chiều dài của tai trở nên khó khăn hơn, so với những tai ko có thùy.

Thực sự nó cũng có thể được tranh luận rằng concha chỉ đơn giản là không gian mà còn lại Khi các bộ phận khác đã được **accounted**, do đó nó cũng có mối tương quan cao với các bộ phận lân cận của nó, thế nên nó đóng góp ít thông tin hơn có thể là trường hợp đầu tiên.

Tai ngoài hay còn gọi là **auricula** hoặc **pinna**, chỉ là một phần của tai được phát triển để định vị, thu thập và xử lý sóng âm. Nhiều động vật có vú khác như ngựa, chó và mèo có thể làm tăng khả năng nghe rõ tai của chúng để định vị các nguồn âm thanh chính xác hơn.

May mắn cho mục đích của sinh trắc học, chúng ta con người khó có thể làm tăng khả năng nghe rõ của tai như động vật. Tai của chúng ta được giữ cứng ở vị trí của các mô sụn khớp được gắn chặt vào xương ở hai bên đầu. Tai có hình dạng bán cứng nhắc do mô cứng này nằm dưới da thịt mềm của nó.

Khuôn mặt có độ phức tạp tương tự như tai. Sự thay đổi khá đơn giản trong các thông số xác định kích thước và hình dạng của mắt, mũi, miệng, và xương hông, có thể dẫn đến một loạt các sự xuất hiện hoàn toàn khác trên khuôn mặt. Trong trường hợp này, chúng tôi coi sự đối xứng hoàn hảo là dấu hiệu của vẻ đẹp, nhưng chúng ta nên lưu ý rằng tai luôn thiếu tất cả sự đối xứng.

Lưu ý rằng vì sự đối xứng của khuôn mặt dựa vào đường trung tâm (chính giữa) khuôn mặt, nên cấu trúc của nó chỉ thực sự đại diện cho nửa mặt từ góc nhìn sinh trắc học bởi vì thông tin ở phía bên trái phản ánh bên phải.

Tai không có đối xứng, nên khuyết điểm của mặt không ảnh hưởng đến tai, do đó đây là lợi thế của tai (so với mặt). Và tất nhiên khuôn mặt bị méo mó trong khi nói và thể hiện cảm xúc, và sự biểu cảm của khuôn mặt dễ bị thay đổi bởi make-up, kính, râu và ria mép, trong khi tai không di chuyển và tai chỉ hỗ trợ bởi đôi khuyên tai, máy trợ thính, và tất nhiên nó thường bị bao phủ bởi tóc.

### III. Cách tiếp cận sinh trắc học tai

**Alfred Iannarelli** đã phát triển một hệ thống phân loại tai được sử dụng bởi cơ quan thực thi pháp luật Mỹ. cuối năm 1949 ông trở nên quan tâm tới tai như một đặc điểm để nhận dạng người trong ngành pháp y. Sau đó ông đã phát triển một hệ thống nhận dạng tai **Iannarelli**.

#### 1. PCA

##### 1.1. Giới thiệu

Đây là một kỹ thuật dễ thực hiện và cũng dễ sử dụng được áp dụng rất nhiều trong các bài toán nhận dạng. PCA là kỹ thuật rút trích đặc trưng từ không gian đặc trưng ban đầu. giảm số chiều của các vector đặc trưng mà vẫn giữ lại các đặc tính của hình ảnh ban đầu. PCA có nhiều đặc tính tốt như:

- Giúp giảm số chiều của dữ liệu.
- Thay vì giữ lại các trục tọa độ của không gian cũ, PCA xây dựng một không gian mới ít chiều hơn, nhưng lại có khả năng biểu diễn dữ liệu tốt tương đương không gian cũ, nghĩa là đảm bảo *độ biến thiên* (variability) của dữ liệu trên mỗi chiều mới.
- Các trục tọa độ trong không gian mới là tổ hợp tuyến tính của không gian cũ, do đó về mặt ngữ nghĩa, PCA xây dựng đặc trưng mới dựa trên các đặc

trung đã quan sát được. Điểm hay là những đặc trưng này là chúng vẫn biểu diễn tốt dữ liệu ban đầu.

- Trong không gian mới, các liên kết tiềm ẩn của dữ liệu có thể được khám phá, mà nếu đặt trong không gian cũ thì khó phát hiện hơn, hoặc những liên kết như thế không thể hiện rõ.

Nói một cách ngắn gọn, mục tiêu của PCA là tìm một không gian mới (với số chiều nhỏ hơn không gian cũ). Các trục tọa độ trong không gian mới được xây dựng sao cho trên mỗi trục, độ biến thiên của dữ liệu trên đó là lớn nhất có thể. Tiếng Việt thì dài dòng, nhưng tiếng Anh thì mục tiêu này gọi là *maximize the variability*. Ba chữ này gói gọn ý tưởng chính của PCA.

## 1.2. Thuật toán PCA

Với mỗi ảnh có kích thước là  $W \times H$ , ta chuyển thành một vector cột có độ dài là  $W \times H$  (tạm gọi là vector  $X_i$ ) (áp dụng đối với mọi ảnh training và test).

### Mô tả thuật toán PCA

- Tìm vector trung bình của tất cả các ảnh training (đặt là  $m$ ).
- Với mỗi vector thuộc tập training, tìm mean\_subtracted:  $X_i = X_i - m$   
Lúc này, ma trận hiệp phương sai được tính bằng  $C = A^T \cdot A$   
Trong đó  $A = [X_1, X_2, \dots, X_k]$  là ma trận với các cột là các vector  $X_i$   
 $k$  là kích thước của tập training

Như vậy,  $A$  có kích thước là  $(W \times H) \times k$ , còn ma trận  $C$  có kích thước là  $k \times k$ , do  $k$  nhỏ hơn  $W \times H$  rất nhiều nên việc tính  $k$  vector riêng (eigenvectors) và giá trị riêng tương ứng (eigenvalues) của  $C$  là dễ. Ta sẽ tìm được  $k$  giá trị riêng tương ứng với  $k$  vector riêng của  $C$ . Các vector riêng được sắp xếp theo **thứ tự giảm dần** của các giá trị riêng tương ứng, việc sử dụng tất cả các vector riêng là không cần thiết nên chỉ có  $N$  giá trị riêng đầu tiên tương ứng với  $N$  vector riêng được sử dụng (đó là lý do tại sao phương pháp này được gọi là **phân tích thành phần chính - Principal Component Analysis**).  $N$  vector riêng này sẽ tạo thành một ma trận có kích thước  $(W \times H) \times N$  là ma trận của không gian con nhận được (gọi ma trận này là  $C_p$ ).

- Với các ảnh thuộc tập training, ta chiếu vào không gian con bằng phép nhân:  $A_p = C_p^T \cdot A$ , tương tự các ảnh của tập test sẽ được chiếu vào không gian con bằng phép nhân:  $B_p = C_p^T \cdot B$ . Kích thước của  $A_p$  và  $B_p$  lần lượt là  $N \times \text{NoTrain}$  ( $\text{NoTrain}$  là số ảnh training, tức là bằng  $k$ ) và  $N \times \text{NoTest}$



(NoTest là số ảnh của tập test), nghĩa là mỗi ảnh tương ứng được biểu diễn bằng một vector cột.

- Ở bước phân lớp, với mỗi ảnh thuộc tập test, ta tìm ảnh thuộc tập training gần với nó nhất. Ở bước này các **hàm khoảng cách**: euclidean, mahalanobis, cosine angle distance đều có thể sử dụng.

Thực chất, ở nguyên bản của phương pháp PCA ma trận  $C = A.A^T$  và có kích thước là  $(W*H)*(W*H)$ , tức là một ma trận rất lớn. Do đó, Mathew A. Turk and Alex P. Pentland (tác giả của phương pháp eigenface) đã sử dụng một thủ thuật là tìm  $N$  vector riêng  $v_i$  ( $i = 1..N$ ) và giá trị riêng của ma trận  $L = A^T.A$  (dễ hơn do ma trận có kích thước nhỏ hơn) sau đó tính  $N$  vector riêng của  $C = A.A^T$  bằng công thức  $u_i = A.v_i$

Việc tìm các vector riêng của ma trận hiệp phương sai  $C$  (trên thực tế là với ma trận  $L$ ) có hai cách: dùng phương pháp **eigen decomposition** hoặc **singular value decomposition-SVD**, tuy nhiên svd có vẻ nhanh và cho kết quả tốt hơn so với eig.

## 2. Sinh trắc học tai trong không gian 3 chiều.

Do cấu trúc đặc biệt của tai có những phần nhấp nhô lồi lõm là những đặc trưng quan trọng trong việc nhận dạng. Nên không mấy ngạc nhiên khi có nhiều nhóm nghiên cứu tiếp cận bài toán này trong không gian 3 chiều.

### 2.1. Tiếp cận theo hướng ICP của Yan và Bowyer

**Yan** sử dụng một máy quét đa chức năng để nắm bắt tất cả thông tin của tai về hình dáng, độ sâu cũng như màu sắc. Thiết bị sử dụng laser để quét. Họ đã phát triển một hệ thống sinh trắc tự động hoàn toàn bằng cách sử dụng mô hình 3D và kỹ thuật ICP kết hợp để nhận dạng, và còn sử dụng cả hình ảnh 2D và dữ liệu chiều sâu 3D để chiết xuất ảnh, không những vậy mà còn họ còn có thể tách ảnh ra khỏi tóc và bông tai vốn là những yếu tố gây khó khăn trong việc nhận dạng tai sử dụng hình ảnh 2D. Bằng cách đó họ đã đạt được kết quả khá tốt tỉ lệ nhận dạng đạt gần 98% với một tập dữ liệu gồm 1386 hình ảnh với 415 cá thể với độ lỗi xấp xỉ 1.2%.

### 2.2. Tiếp cận theo hướng Local Surface Patch của Chen và Bhanu

Chen và cộng sự cũng tiếp cận bài toán theo hướng sử dụng dữ liệu 3D và đạt được một tỉ lệ công nhận 90,4% với một tập dữ liệu gồm 52 cá thể, mỗi cá thể gồm 2 hình ảnh.

## IV. Cài đặt thử nghiệm

Chương trình thử nghiệm nhận dạng vân tai sử dụng các thông tin sau:

- Bộ dữ liệu: AMI Ear Database (700 hình – 100 mẫu (7 hình/mẫu))  
Link: [http://www.ctim.es/research\\_works/ami\\_ear\\_database/](http://www.ctim.es/research_works/ami_ear_database/)
- Thuật toán: PCA

Lưu ý: Trước khi chạy chương trình, cần download tập dữ liệu AMI Ear Database đã tiền xử lý (down AMI\_Ear\_Database.rar ở link dưới đây), tiến hành extract và đặt file sau khi extract cùng thư mục với file chương trình ear\_recognition.ipynp).

(link: <https://drive.google.com/file/d/0BxBIthhDJIgOTFFZbko4eTF5NEE/view>)

### 1. Tiền xử lý

Bước tiền xử lý nhìn chung thực hiện đơn giản, chỉ gộp các hình trong 4 subset thành một tập duy nhất, cập nhật tên của các ảnh để thuận tiện cho việc đọc ảnh.

Mỗi mẫu dữ liệu sau tiền xử lý gồm 7 ảnh với cấu trúc tên như sau:

<index>\_<kiểu của ảnh>.jpg

Trong đó:

- <index>: từ '000' -> '099'
- <kiểu của ảnh>: một trong 7 kiểu (back\_ear, down\_ear, front\_ear, left\_ear, right\_ear, up\_ear và zoom\_ear)

VD: 000\_back\_ear.jpg

### 2. Chương trình huấn luyện

Chương trình đọc dữ liệu và huấn luyện (ear\_recognition.ipynp):

- Thư viện: numpy, cv2
- Các hàm:
  - compute\_pca(): tính pca của 1 ảnh
  - normalize(): chuẩn hóa các pixel của một ảnh về đoạn [0.0, 1.0]
  - find\_same\_image(): tìm ảnh giống nhất trong tập huấn luyện với ảnh mẫu

- `create_data()`: tạo tập `training_data` và `test_data` từ tập dữ liệu (700 hình)
- `compute_performance()`: tính hiệu suất chương trình

Để thực thi chương trình, trước hết máy tính phải được cài đặt Anaconda 2.7.

Tập dữ liệu (file `AMI_Ear_Database`) phải để cùng thư mục với chương trình `ear_recognition.ipynp`.

Mở command line, gõ lệnh “ipython notebook”, sau khi cửa sổ của ipython notebook mở ra (trên thanh địa chỉ là “localhost:8888/tree/...”), tìm mở file `ear_recognition.ipynp`, chọn Kernel -> Restart & Runall để chạy chương trình.

Kết quả ta nhìn thấy có dạng như sau:

```

Loop #1
test 0 in [0, 6) is 1
test 10 in [6, 12) is 1
test 12 in [12, 18) is 1
test 20 in [18, 24) is 1
test 26 in [24, 30) is 1
test 30 in [30, 36) is 1
test 41 in [36, 42) is 1
test 44 in [42, 48) is 1
test 48 in [48, 54) is 1
test 54 in [54, 60) is 1
test 60 in [60, 66) is 1
test 70 in [66, 72) is 1
test 73 in [72, 78) is 1
test 78 in [78, 84) is 1
test 84 in [84, 90) is 1
test 6 in [90, 96) is 0
test 100 in [96, 102) is 1
test 106 in [102, 108) is 1
test 112 in [108, 114) is 1
test 116 in [114, 120) is 1
Performance is 19/20 = 95.00%.
-----
Loop #2
test 125 in [120, 126) is 1
test 126 in [126, 132) is 1

```

Kết quả trình bày việc nhận dạng của từng ảnh là đúng hay sai và dòng cuối (của mỗi vòng lặp) mô tả hiệu suất của tập dữ liệu (con) trong vòng lặp đó.

`test <n1> in [<n2>, <n3>) is <n4>`

thể hiện ảnh test này cho kết quả nhận dạng là ảnh có chỉ số <n1> (trong tập huấn luyện), còn [<n2>, <n3>) là đoạn thể hiện ảnh test được nhận dạng đúng hay sai, còn <n4> sẽ trả về 1 nếu <n1> thuộc [<n2>, <n3>), 0 nếu ngược lại.

VD: test 0 in [0, 6) is 1

-> ảnh test chỉ cần trả về kết quả thuộc đoạn [0, 6) thì kết quả là 1 (True), 0 nếu khác. Ở đây, ảnh test trả về kết quả nhận dạng là 0 -> kết quả là 1 (True).

(Các ảnh trong tập huấn luyện có chỉ số từ 0 -> 5 đều mô tả cùng 1 tai (thuộc 1 mẫu), do đó ảnh test chỉ cần trả về kết quả 1 trong các ảnh có chỉ số từ 0 -> 5 thì có nghĩa là kết quả nhận dạng đúng).

### 3. Kết quả

Mặc dù số mẫu không nhiều (100 mẫu – 700 ảnh), tuy nhiên việc huấn luyện một lần trên toàn bộ dữ liệu với thuật toán PCA gây ra lỗi tràn bộ nhớ. Do đó, chúng tôi quyết định phân tập dữ liệu thành những tập con với kích thước phụ thuộc vào việc lựa chọn số ảnh training và test của mỗi mẫu.

Dưới đây là thông kê hiệu suất đạt được của chương trình:

Số ảnh huấn luyện của một mẫu	Số ảnh nhận dạng của một mẫu	Số tập con	Số mẫu/tập	Số ảnh huấn luyện	Số ảnh test	Hiệu suất/tập	Hiệu suất TB
6	1	5	20	120	20	95%	70%
			20	120	20	85%	
			20	120	20	70%	
			20	120	20	20%	
			20	120	20	80%	
5	2	4	25	125	50	78%	68%
			25	125	50	62%	
			25	125	50	66%	
			25	125	50	66%	
4	3	3	33	132	99	63,64%	53,53%
			33	132	99	49,49%	
			33	132	99	47,47%	
3	4	3	33	99	132	56,82%	43,69%
			33	99	132	35,61%	
			33	99	132	38,64%	
2	5	2	50	100	250	38,80%	31,60%
			50	100	250	28,40%	

## **V. Đánh giá sinh trắc học tai**

Sinh trắc học tai đã đi qua thời kỳ trứng nước và đang cho thấy những tiến bộ đáng khích lệ cho đến hôm nay. Sự quan tâm về chủ đề này trở nên nhiều hơn thông qua một loạt nghiên cứu về sinh trắc học tai, đặc biệt là tiềm năng 3D của nó. Sinh trắc học tai thích hợp trong hỗ trợ pháp y, bởi cấu trúc riêng lẻ và ít biến thiên so với các sinh trắc học khác.

Mặt khác, tai là bất biến, thậm chí là duy nhất. Nó hỗ trợ không chỉ nhận dạng hình ảnh mà còn nhận dạng âm thanh cùng lúc. Điều này, cùng với cấu trúc có chiều sâu 3D, nó trở nên khó bị giả mạo. Do đó, điều này đảm bảo rằng tai sẽ chiếm một vị trí đặc biệt trong các tình huống đòi hỏi chống lại sự mạo nhận.

Câu hỏi quan trọng nhất khi bắt đầu nghiên cứu vấn đề này là “sinh trắc học tai quan trọng như thế nào” đã dần tìm được câu trả lời. Các kết quả thử nghiệm ban đầu, với các tập dữ liệu nhỏ, đã gây thất vọng. Song cho đến nay, các báo cáo định kỳ về hiệu suất nhận dạng tai đã cho những kết quả tuyệt vời với tỉ lệ chính xác cao (từ 90% trở lên) với các bộ dữ liệu có quy mô ngày càng lớn hơn. Tuy nhiên, dù thế nào đi nữa, chúng ta vẫn cần nhiều thử nghiệm hơn nữa, với nhiều kết quả tốt hơn, trên số lượng mẫu nhiều hơn.

Hầu hết các nghiên cứu gần đây đều tập trung vào sự xuất hiện tổng thể về hình dạng của tai, dù là PCA, ICA hay phương pháp khác. Mặt khác, việc phát triển các kỹ thuật có tính bất biến tốt hơn nữa, có lẽ dựa nhiều vào các mô hình và việc tìm ra các kỹ thuật nhận dạng tốc độ cao để giải quyết các tập dữ liệu quy mô lớn mà chúng ta có thể gặp phải trong thực tế.

Điều cuối cùng, các vấn đề gây nhiễu trong nhận dạng tai (tóc, bông tai, ánh sáng) luôn cần được quan tâm. Dù việc này có thể được cải thiện bởi sự phát triển của các đề án hình ảnh nhiệt. Song có một điều chắc chắn, chúng ta vẫn cần một phương thật sự hiệu quả đối với vấn đề xử lý nhiễu.

Tóm lại, chúng ta có thể mong đợi nhiều hơn nữa những nghiên cứu thú vị để giải quyết hiệu quả bài toán nhận diện vân tai.

## VI. Tài liệu tham khảo

1. Bài báo “Ear as a Biometric” – D.J.Hurley, B. Arbab-Zavar và M. S. Nixon
2. [https://en.wikipedia.org/wiki/Principal\\_component\\_analysis](https://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis)
3. <https://4fire.wordpress.com/2012/07/31/nhan-dang-mat-nguoi-face-recognition-bang-pca-eigen-face-matlab-code-on-orl-database/>
4. <https://phvu.net/2011/10/05/pca-principal-component-analysis/>

## VII. Nội dung phân công

STT	Họ và tên	MSSV	Nhiệm vụ	Kết quả
1	Huỳnh Gia Bảo	1412036	1. Đọc hiểu bài báo “Ear as a Biometric”. 2. Làm phần II, III trong slide. 3. Làm phần II, III trong báo cáo.	Hoàn thành
2	Võ Phương Hòa	1412192	1. Đọc hiểu bài báo “Ear as a Biometric”. 2. Làm phần I, IV trong slide. 3. Làm phần I, IV, V trong báo cáo. 4. Cài đặt chương trình thử nghiệm.	Hoàn thành