

DOI:10.22144/ctu.jvn.2022.223

## PHÂN LOẠI ẢNH DỰA VÀO ĐẶC TRƯNG KHOẢNG TRÍCH XUẤT TỪ MA TRẬN ĐỒNG HIỆN MỨC XÁM

Võ Văn Tài\*, Nguyễn Thị Hoa Tiên, Đặng Thị Phương Trang và Trần Nam Hưng

Khoa Khoa học Tự nhiên, Trường Đại học Cần Thơ

\*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Võ Văn Tài (email: vvtai@ctu.edu.vn)

### Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 22/02/2022

Ngày nhận bài sửa: 08/04/2022

Ngày duyệt đăng: 09/08/2022

### Title:

Classify images based on the extracted interval features from the gray level co-occurrence matrix

### Từ khóa:

Dữ liệu ảnh, khoảng cách chồng lấp, phân loại, xác suất tiên nghiệm

### Keywords:

Classification, image data, priori probability, overlap distance

### ABSTRACT

This study proposes an image classification method based on the extracted interval features from the gray level co-occurrence matrix with  $s$  improvements. Firstly, each image was represented by a two-dimensional interval whose values were established from the texture feature of image. Then, the priori probability for the image was found based on the fuzzy cluster analysis problem for interval data. Next, the classified image was measured for its proximity to the groups based on the overlapping distance of the representative intervals. Finally, based on the above improvements, a new classification principle was proposed. The proposed method was detailed and illustrated by the specific set of images. It was also applied in face recognition, a problem that had many applications and challenges today. This application showed that the proposed method had completely correct classification for the training set while other popular methods had the error rate from 20% to 40%.

### TÓM TẮT

Phương pháp phân loại ảnh dựa vào đặc trưng khoảng được trích xuất từ ma trận đồng hiện mức xám với một số cải tiến được thực hiện trong nghiên cứu này. Đầu tiên, mỗi ảnh được đại diện bởi một khoảng hai chiều mà các giá trị của nó được thiết lập từ đặc trưng kết cấu của ảnh. Sau đó xác suất tiên nghiệm cho ảnh được tìm dựa vào bài toán phân tích chùm mờ cho dữ liệu khoảng. Tiếp theo ảnh cần phân loại được đo mức độ gần nhau với các nhóm dựa vào khoảng cách chồng lấp của các khoảng đại diện. Cuối cùng, dựa vào các cải tiến trên, một phương pháp phân loại mới được đề xuất. Phương pháp này được trình bày chi tiết các bước thực hiện và được minh họa bởi một tập ảnh cụ thể. Nó cũng được áp dụng trong nhận diện khuôn mặt, một vấn đề có nhiều ứng dụng và thách thức hiện nay. Kết quả nghiên cứu cho thấy phương pháp này đã phân loại đúng hoàn toàn cho tập huấn luyện trong khi các phương pháp phổ biến khác có tỷ lệ sai từ 20% đến 40%.

## 1. GIỚI THIỆU

Phân loại là việc xếp một phần tử vào một nhóm thích hợp trong các nhóm đã được biết dựa trên các biến quan sát của chúng. Đây là một hướng phát

triển quan trọng của thống kê và khoa học dữ liệu. Bài toán phân loại đã được quan tâm từ lâu bởi có rất nhiều ứng dụng (Chen et al., 2016; Huang et al., 2018; Ha et al., 2020). Trong thời đại thông tin, việc phân loại dữ liệu ngày càng đóng vai trò quan trọng

hơn vì nó là nền tảng cho cách mạng số và nghiên cứu về trí tuệ nhân tạo (Pham-Gia et al., 2008; Tai et al., 2021).

Hiện nay, có rất nhiều phương pháp phân loại được đề xuất và áp dụng. Theo các phương pháp thống kê truyền thống, có phương pháp Fisher, Logistic, Navive Bayes (dựa vào biến rời rạc) và Bayes cải tiến (dựa vào biến liên tục). Fisher được xem là phương pháp được đề xuất đầu tiên. Về lý thuyết, phương pháp này đòi hỏi ma trận hiệp phương sai của các tổng thể phải bằng nhau. Vì dữ liệu hầu như không thỏa điều kiện này nên phương pháp Fisher có nhiều hạn chế trong thực tế (Fisher, 1938; Tai, 2017). Phương pháp Logistic thường chỉ hiệu quả trong phân loại hai nhóm và dữ liệu có tính chất tuyến tính giữa biên độc lập và biên phân loại (Kung, 2010; Tai, 2019). Phương pháp Naive Bayes được đề xuất rất sớm và vẫn được sử dụng đến nay (Nhu, 2020). Vì hiệu quả thực tế của phương pháp này không cao nên ngày nay nó cũng ít được áp dụng. Phương pháp Bayes dựa vào hàm mật độ xác suất được đề xuất bởi Pham-Gia et al. (2008) và được cải tiến bởi nhiều tác giả sau đó (Thao & Tai, 2017; Tai et al., 2021). Về lý thuyết, phương pháp này có nhiều ưu điểm, tính được sai số lý thuyết. Tuy nhiên, trong thực tế việc áp dụng nó còn hạn chế. Có hai lý do chính cho vấn đề này. Dữ liệu trong thực tế là rời rạc, do đó để áp dụng phương pháp Bayes trước tiên ta phải ước lượng các hàm mật độ xác suất. Mặc dù có rất nhiều nghiên cứu về vấn đề này bao gồm cả phương pháp tham số và phi tham số, nhưng vẫn là bài toán chưa có lời giải cuối cùng (Miller et al., 2001; Nhu, 2020). Một vấn đề khác đặt ra là việc xác định xác suất tiên nghiệm cho phương pháp này. Trong các ứng dụng hiện tại, nếu ta không có thông tin thì tiên nghiệm đều được sử dụng; nếu ta dựa vào tập huấn luyện thì tỉ lệ theo đóng góp của các nhóm hoặc phương pháp Laplace được sử dụng (Tai, 2017). Dựa vào bài toán phân tích chùm mờ cho các phần tử rời rạc, Thao and Tai (2018) đã đề xuất thuật toán tìm xác suất tiên nghiệm. Tai et al. (2019) đã sử dụng kết quả này để đề xuất thuật toán phân loại Bayes cải tiến cho hai tổng thể. Mặc dù thuật toán của Tai et al. (2019) đã chứng minh được sự hiệu quả cho nhiều tập dữ liệu nhưng nó chỉ là những tập dữ liệu cụ thể, không phải là tất cả. Với kỹ thuật học máy và học sâu, chúng ta có nhiều phương pháp phân loại khác như Support Vector Machine (SVM), k-Nearest Neighbor (KNN), Artificial Neural Network (ANN). Các phương pháp này cho kết quả phân loại thực tế khá tốt, nhưng đòi hỏi tập dữ liệu lớn và thời gian đòi hỏi cho huấn luyện nhiều.

Trong những nghiên cứu trên, các thuật toán phân loại chỉ thực hiện cho đối tượng là những phần tử rời rạc. Với đối tượng là các hình ảnh, các phương pháp đề cập chưa được quan tâm nhiều. Ngày nay, với sự phát triển của các thiết bị chụp ảnh, ghi hình, nhu cầu phân loại ảnh được đòi hỏi ngày càng nhiều. Phân loại ảnh là sự cấp thiết trong nghiên cứu liên quan đến an ninh, trí tuệ nhân tạo và y học (Tan, 2011; Pham, 2016). So với dữ liệu rời rạc, phân loại cho dữ liệu ảnh có nhiều khó khăn hơn. Với dữ liệu ảnh, chúng ta đầu tiên phải trích xuất được những đặc trưng cho nó dựa vào màu sắc, hình dạng hoặc kết cấu (Zhang & Yan, 2018). Phần lớn các nghiên cứu trích xuất ảnh thành ma trận để nhận dạng và các phương pháp phân loại đã sử dụng các trích xuất này để làm dữ liệu đầu vào. Khi dữ liệu lớn, trích xuất ảnh thành hàm mật độ xác suất cũng được quan tâm (Zhu et al., 2000). Trong những năm gần đây, trích xuất các đặc trưng của ảnh thành các khoảng một chiều hoặc nhiều chiều được quan tâm bởi các nhà thống kê (Dinh & Tai, 2021a, 2021b), có nghĩa rằng, ma trận số hoặc hàm mật độ xác suất sẽ được thay thế bằng các khoảng trong nhận dạng ảnh. Tuy nhiên, việc sử dụng các khoảng đặc trưng trích xuất này chỉ được áp dụng cho bài toán phân tích chùm mờ mà chưa được áp dụng cho bài toán phân loại.

Trong bài viết này, phương pháp mới được đề xuất để phân loại ảnh cho hai nhóm dựa trên khoảng đặc trưng hai chiều được trích xuất từ đó áp dụng cho tập ảnh. Thuật toán đề nghị tương tự như phương pháp Bayes, trong đó xác suất tiên nghiệm được tìm bởi thuật toán phân tích chùm mờ dành cho đối tượng khoảng. Sau khi tìm được xác suất tiên nghiệm, thuật toán sử dụng khoảng cách chồng lấp giữa phần tử cần phân loại đến phần tử đại diện của nhóm để đo mức độ gần nhau của chúng. Phần tử được xếp vào một nhóm nào đó nếu nó có xác suất tiên nghiệm lớn nhất và có khoảng cách đến nhóm đó nhỏ nhất. Thuật toán đề nghị được trình bày chi tiết từng bước và được minh họa bởi ví dụ số. Nó cũng được áp dụng trong nhận dạng mặt người. Ứng dụng cho thấy ưu điểm của phương pháp đề nghị và tiềm năng trong áp dụng thực tế của nghiên cứu này. Chương trình trên phần mềm MATLAB được thiết lập cho thuật toán này. Thuật toán này có thể áp dụng cho nhiều vấn đề khác trong thực tế.

## 2. CÁC VẤN ĐỀ LIÊN QUAN

### 2.1. Khoảng cách chồng lấp

Khi dữ liệu là các phần tử rời rạc, việc đánh giá mức độ gần nhau của các phần tử thông thường được đo bởi khoảng cách. Có rất nhiều khoảng cách cụ thể khác nhau được sử dụng trong các ứng dụng. Đối

với dữ liệu khoảng, độ đo đánh giá sự tương tự của chùm chưa được quan tâm nhiều. Khoảng cách thông thường được sử dụng là khoảng cách Euclide, khoảng cách Hausdorff và khoảng cách City-block (Cabanes, 2013). Các khoảng cách này đánh giá mức độ tương tự của các khoảng chỉ dựa vào giá trị hai đầu mút mà không xem xét mức độ chồng lấp giữa các khoảng, do đó chúng có hạn chế trong nhiều áp dụng. Để khắc phục hạn chế này, khoảng cách chồng lấp đã được đề xuất (Dinh & Tai, 2021).

Đặt  $a = [a_1, \hat{a}_1]$ ,  $b = [b_1, \hat{b}_1]$  là hai khoảng  $p$  chiều. Khoảng cách chồng lấp giữa chúng được cho bởi (1).

$$d_o(a, b) = D(a, b) \cdot \left(1 - \frac{O(a, b)}{2r_a + 1}\right), \quad (1)$$

$$d_o(a, b) = \begin{cases} 0 & (i) \\ (|c_a - c_b| + r_a - r_b) \left(1 - \frac{2r_b}{2r_a + 1}\right) & (ii) \\ |c_a - c_b| & (iii) \\ (|c_a - c_b| + r_a - r_b) \left(1 - \frac{r_a + r_b - |c_a - c_b|}{2r_a + 1}\right) & (iv) \\ (|c_a - c_b| + r_a - r_b) \left(1 - \frac{|c_a - c_b| - (r_a + r_b)}{2r_a + 1}\right) & (v) \end{cases} \quad (3)$$

trong đó

(i) xảy ra khi khoảng  $a$  nằm hoàn toàn trong khoảng  $b$ :  $\|c_a - c_b\| \leq r_b - r_a$ ,

(ii) xảy ra khi khoảng  $b$  nằm hoàn toàn trong khoảng  $a$ :  $\|c_a - c_b\| \leq r_a - r_b$ ,

(iii) xảy ra khi khoảng  $b$  trùng với  $a$  ở phía bên trái của  $a$ :  $r_a - r_b = 0$ ,

(iv) xảy ra khi khoảng  $b$  trùng với  $a$  ở phía bên phải của  $b$ :  $|r_a - r_b| < \|c_a - c_b\| < r_a + r_b$ ,

(v) xảy ra khi khoảng  $b$  không trùng với  $a$  và  $b$  nằm bên trái của  $a$  hoặc  $b$  nằm bên phải của  $a$ :

$$|c_a - c_b| \geq r_a + r_b.$$

Trong trường hợp  $p$  chiều ( $p > 2$ ), khoảng cách chồng lấp được xác định như công thức (3) với

$$c_a = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (a_i + \hat{a}_i), r_a = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |a_i - \hat{a}_i|,$$

$$c_b = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (b_i + \hat{b}_i), r_b = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |b_i - \hat{b}_i|.$$

Từ định nghĩa, chúng ta có thể thấy rằng khoảng cách chồng lấp đánh giá mức độ giống nhau của hai

trong đó

$$r_a = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |a_i - \hat{a}_i|,$$

$O(a, b)$  là diện tích giữa  $a$  và  $b$ ,

$$D(a, b) = \max_{a' \in [a], b' \in [b]} \{ \min \{ d_E(a', b') \} \}, \quad (2)$$

với  $d_E(a, b)$  là khoảng cách Euclide.

Trong trường hợp một chiều, đặt

$$c_a = \frac{a_1 + \hat{a}_1}{2}, r_a = \frac{a_1 - \hat{a}_1}{2}, c_b = \frac{b_1 + \hat{b}_1}{2}$$

và  $r_b = \frac{b_1 - \hat{b}_1}{2}$ , công thức (1) được cụ thể bởi:

khoảng dựa trên sự khác biệt của hai đầu mút và sự chồng lấp của hai khoảng. Do đó,  $d_o$  được đánh giá phù hợp hơn các khoảng cách Euclide ( $d_E$ ), City-block ( $d_C$ ), và Hausdorff ( $d_H$ ).

### 2.2. Trích xuất khoảng hai chiều đặc trưng cho ảnh

Ma trận đồng hiện mức xám (GLCM) của ảnh  $f(x, y)$  có kích thước  $M \times N$  và có  $G$  mức độ xám là ma trận hai chiều  $P$  có kích thước  $G \times G$ . Mỗi phần tử  $p(i, j)$  của ma trận thể hiện tần suất xảy ra cùng giá trị cường độ sáng của  $i$  và  $j$  tại khoảng cách  $d$  và một góc  $\theta$  xác định.

Công thức tính giá trị cụ thể cho phần tử  $(i, j)$  được thể hiện bởi:

$$P_{d\theta}(i, j) = \{(x, y), (x', y') \in M \times N | d = \|(x, y), (x', y')\|, \theta = ((x, y), (x', y')), f(x, y) = i, f(x', y') = j\} \quad (4)$$

Dựa vào GLCM, đặc điểm đặc trưng kết cấu của một ảnh sẽ được biểu diễn bởi khoảng hai chiều sau:

$$[\mu_x - r_1/2, \mu_x + r_1/2], [\mu_y - r_2/2, \mu_y + r_2/2], \quad (5)$$

trong đó  $r_1$  và  $r_2$  là các số ngẫu nhiên với phân phối chuẩn trong  $[0; 1]$ ,

$$\mu_x = \frac{1}{N_y} \sum_j \left( \frac{1}{N_x} \sum_i (i) p_{a0}(i, j) \right); \mu_y = \frac{1}{N_x} \sum_i \left( \frac{1}{N_y} \sum_j (j) p_{a0}(i, j) \right), \quad (6)$$

với  $N_x$  và  $N_y$  là kích thước của GLCM và  $p_{a0}(i, j)$  được xác định bởi (4).

### 3. THUẬT TOÁN ĐỀ NGHỊ

Cho  $N$  ảnh  $I_1, I_2, \dots, I_N$  của  $k$  nhóm  $w_i, i = 1, 2, \dots, k$  và ảnh cần phân loại  $I_0$ . Thuật toán phân loại ảnh  $I_0$  đề nghị gồm các bước sau:

**Bước 1.** Trích xuất  $N$  ảnh của  $k$  nhóm  $w_i$  và ảnh  $I_0$  cần phân loại, sử dụng công thức (4), (5) và (6) để có  $N + 1$  khoảng. Đặt  $a_j$  là khoảng đại diện cho ảnh thứ  $j, j = 1, 2, \dots, N + 1$ .

**Bước 2.** Tính từng đôi khoảng cách chồng lấp  $d_{0j}$  giữa mỗi nhóm  $j$  và ảnh mới bằng công thức (7).

$$d_{0j} = \max_{a \in w_j} d_o(a, a_{N+1}), \quad (7)$$

trong đó  $i = 1, 2, \dots, k$ . Sau đó, chuẩn hóa tập  $d_{0j}$  trên  $[0, 1]$  để có  $r_{0j}$ .

**Bước 3.** Tính xác suất tiên nghiệm bởi các bước sau:

**Bước 3.1.** Đặt  $t = 0$  và thành lập ma trận phân chia ban đầu  $U^{(t)} = [\mu_{ij}]_{k \times (N+1)}$  trong đó  $N$  cột đầu tiên được trích xuất từ dữ liệu tập huấn luyện đã biết với  $\mu_{ij} = 1$  nếu hình thứ  $j$  thuộc về  $w_i$  và  $\mu_{ij} = 0$  cho trường hợp ngược lại. Cột còn lại được chọn bởi phân phối đều.

**Bước 3.2.** Cập nhật phân tử trọng tâm bởi (8).

$$v_i^{(t)} = \frac{\sum_{j=1}^{N+1} \mu_{ij}^2 a_j}{\sum_{j=1}^N \mu_{ij}^2}. \quad (8)$$

**Bước 3.3.** Cập nhật ma trận phân chia mới, trong đó mỗi phân tử được tính bởi (9).

$$\mu_{ij}^{(t+1)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^k (d_o(v_i, a_j)) / (d_o(v_i, a_j))^k}. \quad (9)$$

**Bước 3.4.** Lặp lại Bước 3.2 và Bước 3.3 cho đến khi  $\|U^{(t+1)} - U^{(t)}\| < \varepsilon$ , trong đó

$$\|U^{(t+1)} - U^{(t)}\| = \max_{ij} |\mu_{ij}^{(t+1)} - \mu_{ij}^{(t)}|.$$

Khi kết thúc Bước 3, chúng ta nhận được xác suất tiên nghiệm  $\mu_{ij}$  của hình ảnh mới thông qua cột cuối cùng của ma trận phân chia. Trong các bước này, giá trị  $\varepsilon$  càng lớn thì số vòng lặp càng ít và ngược lại. Trong bài viết này,  $\varepsilon = 0,0001$  được chọn.

**Bước 4.** Tính xác suất hậu nghiệm để phân loại ảnh  $I_0$  bởi công thức (10).

$$g_{0j} = \mu_{0j} (1 - r_{0j}). \quad (10)$$

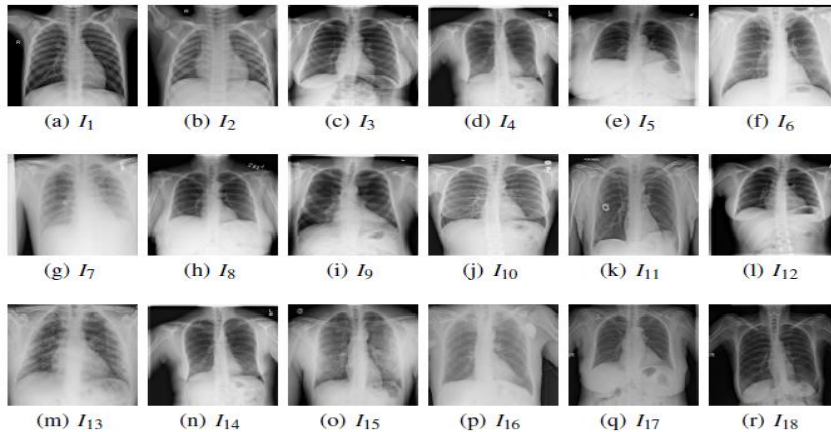
**Bước 5.** Phân loại hình ảnh  $I_0$  bằng nguyên tắc sau. Nếu  $\max\{g_{0j}\} = g_{0c}$  thì ảnh  $I_0$  sẽ được xếp loại vào nhóm  $w_c, c = 1, 2, \dots, k$ .

Chúng ta có thể thấy rằng phương pháp phân loại này tựa như phương pháp Bayes. Một ảnh được phân loại vào  $w_i$  nếu nó có xác suất tiên nghiệm lớn nhất và khoảng cách đến  $w_i$  nhỏ nhất.

## 4. VÍ DỤ MINH HỌA VÀ ÁP DỤNG

### 4.1. Ví dụ minh họa

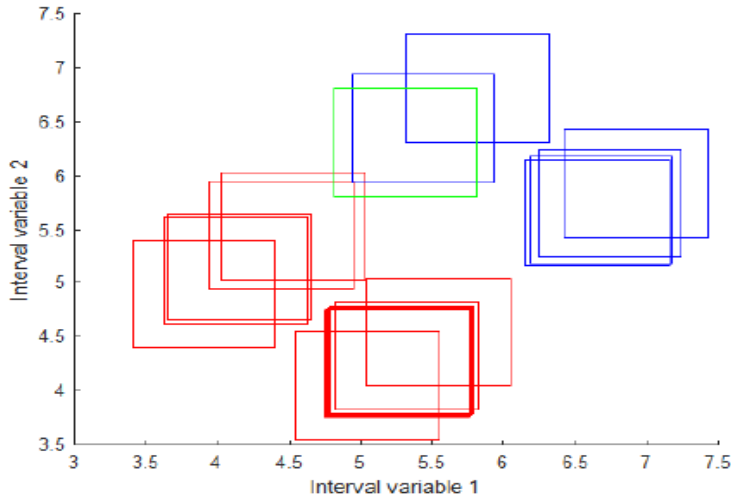
Để minh họa các thuật toán đề nghị, một tập ảnh nhỏ gồm 18 ảnh X-quang phổi trong đó có 12 người không bị nhiễm Covid-19 và có 6 người nhiễm Covid-19 được thực hiện. Tập ảnh này được lấy từ nguồn mở: website <http://www.kaggle.com>. Các tập ảnh này được cho bởi Hình 1.



Hình 1. Tập ảnh phổi của những người bị nhiễm và không nhiễm Covid-19

Trong Hình 1,  $I_1, I_2, \dots, I_{12}$  là các ảnh phổi không nhiễm Covid-19, các ảnh phổi còn lại bị nhiễm Covid-19. Trích xuất 18 ảnh của hai nhóm, ta có các

khoảng  $a_1, a_2, \dots, a_{18}$ . Các khoảng này được cho bởi Hình 2.



**Hình 2. Các khoảng đặc trưng cho 18 ảnh**

Lấy một ảnh  $I_0$  của người bị nhiễm Covid-19 để phân loại. Trích xuất ảnh này thành khoảng  $a_0$ , khi đó ta có các kết quả sau:

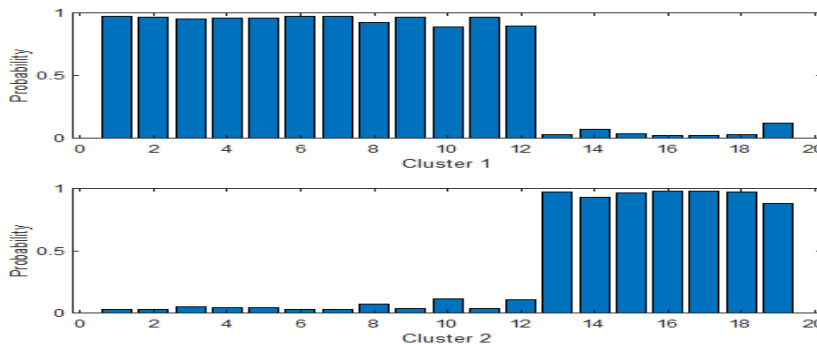
- Tính từng đôi khoảng cách từ  $a_0$  đến các khoảng  $a_1, a_2, \dots, a_{18}$  và áp dụng (7) ta có  $d_{01}=1,741; d_{02}=0,079$ .
- Thiết lập ma trận phân chia ban đầu  $U^{(0)}$ :

$$U^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Sau 4 vòng lặp ta có ma trận xác suất  $U^{(4)}$  như sau:

$$U^{(4)} = \begin{bmatrix} 0,971 & 0,967 & 0,956 & \dots & 0,022 & 0,025 & 0,020 \\ 0,029 & 0,030 & 0,044 & \dots & 0,978 & 0,075 & 0,980 \end{bmatrix}$$

Kết quả này được minh họa bởi Hình 3.



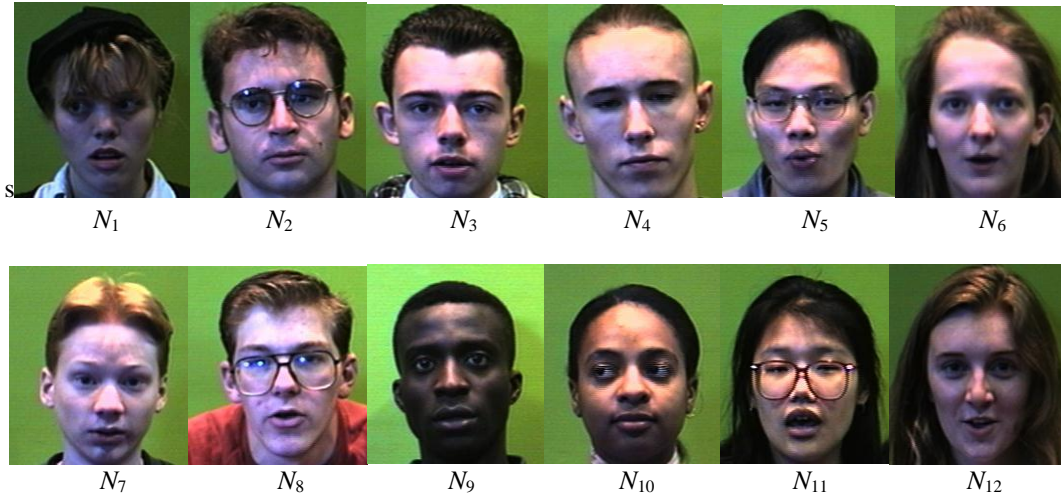
**Hình 3. Xác suất thuộc hai nhóm của 18 ảnh**

Cột cuối cùng của ma trận này có giá trị 0,020 và 0,980. Các giá trị này chính là xác suất tiên nghiệm để xếp  $I_0$  vào một trong 2 nhóm  $w_1$  và  $w_2$ .

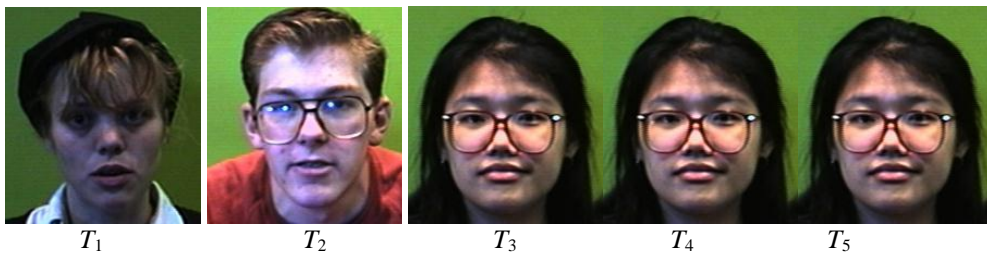
Ta có  $g_{01} = 0,124$  và  $g_{02} = 0,877$ . Bởi vì  $\max\{g_{01}, g_{02}\} = 0,877$  nên  $I_0$  được xếp vào nhóm  $w_2$ . Nghĩa là  $I_0$  được xếp vào nhóm người bị nhiễm Covid-19.

**4.2. Áp dụng**

Trong phần này, phương pháp đề nghị được áp dụng để nhận dạng mặt người. Tập dữ liệu gồm có 240 ảnh của 12 lớp, mỗi người có 20 ảnh có kích thước giống nhau. Một số mẫu ảnh của 12 người được cho bởi Hình 4.



Hình 4. Ảnh mẫu của 12 lớp



Hình 5. Tập kiểm tra với 5 ảnh

Trong nghiên cứu này, 235 ảnh được sử dụng làm tập huấn luyện và 5 ảnh được cho bởi Hình 5 làm tập kiểm tra.

Ta tiến hành trích xuất 240 ảnh thành 240 khoảng hai chiều đặc trưng. Áp dụng Bước 3 để tìm xác suất tiên nghiệm của 5 ảnh tập kiểm tra, sau 49 vòng lặp ta nhận được ma trận sau:

$$q_{5,12}^{(49)} = \begin{bmatrix} \mathbf{0,9155} & 0,0000 & 0,0724 & 0,0726 & 0,0719 \\ 0,0003 & 0,0002 & 0,0625 & 0,0640 & 0,0592 \\ 0,0000 & 0,0201 & 0,0060 & 0,0061 & 0,0057 \\ 0,0001 & 0,0013 & 0,0190 & 0,0194 & 0,0182 \\ 0,0004 & 0,0002 & 0,0877 & 0,0899 & 0,0827 \\ 0,0000 & 0,0004 & 0,8190 & 0,0194 & 0,0182 \\ 0,0000 & 0,0201 & 0,0060 & 0,0061 & 0,0057 \\ 0,0000 & 0,0201 & 0,0060 & 0,0061 & 0,0057 \\ 0,0000 & \mathbf{0,9547} & 0,0073 & 0,0074 & 0,0070 \\ 0,0001 & 0,0009 & 0,0220 & 0,0225 & 0,0210 \\ 0,0807 & 0,0000 & 0,0705 & 0,0704 & 0,0322 \\ 0,0026 & 0,0001 & \mathbf{0,5969} & \mathbf{0,5909} & \mathbf{0,6107} \end{bmatrix}$$

Kết thúc quá trình phân loại, những kết quả sau sẽ được ghi nhận:

- Xác suất tiên nghiệm: 0,9155; 0,9547; 0,5969; 0,5909 và 0,6107.

- Các kết quả phân loại:
  - \*  $T_1$  thuộc nhóm 1.
  - \*  $T_2$  thuộc nhóm 8.
  - \*  $\{T_3, T_4, T_5\}$  thuộc nhóm 11.
- Sai số thực nghiệm: 0,00 vì không có phần tử nào phân loại sai.

So sánh phương pháp đề nghị với các phương pháp được sử dụng phổ biến hiện nay chúng ta nhận được Bảng 1.

Bảng 1. Sai lầm thực nghiệm của các phương pháp trong nhận dạng khuôn mặt

Phương pháp	Sai số thực nghiệm
Linear Discriminant Analysis (LDA)	0,20
Quadratic discriminant analysis (QDA)	0,20
Naive Bayes	0,20
Fisher	0,40
SVM	0,20
Đề nghị	0,00

Bảng 1 cho thấy kết quả của các phương pháp đề nghị rất nổi bật với sai lầm thực nghiệm bằng 0, trong khi các phương pháp khác đều có sai lầm từ 20% đến 40%. Đây là sự khác biệt có ý nghĩa mà phương pháp đề nghị đã đạt được qua tập ảnh này.

Nhận dạng khuôn mặt là nền tảng quan trọng có thể áp dụng cho rất nhiều vấn đề cụ thể của thuật toán vì vậy nghiên cứu này có thể triển khai tiếp theo cho nhiều vấn đề thực tế khác.

## 5. KẾT LUẬN

Phân loại ảnh có rất nhiều ứng dụng trong các công nghệ, trong thực tế ngày nay. Mặc dù nhận được sự quan tâm rất lớn của các nhà khoa học, nhưng cho đến nay nó vẫn còn rất nhiều thách thức. Dựa trên ý tưởng của phương pháp Bayes dành cho dữ liệu rời rạc, nghiên cứu này đã đề xuất một phương pháp mới trong phân loại dữ liệu ảnh khi

mỗi ảnh được đại diện bởi một khoảng hai chiều từ đặc trưng kết cấu của chúng. Với ứng dụng trong nhận dạng khuôn mặt, phương pháp đề nghị đã cho kết quả nổi bật trong so sánh với các phương pháp khác. Chương trình được thiết lập trên phần mềm MATLAB, phương pháp này có thể thực hiện cho tập ảnh thực, từ đó áp dụng cho nhiều vấn đề của thực tế.

## LỜI CẢM ƠN

Đề tài này được tài trợ bởi Trường Đại học Cần Thơ, Mã số: TSV2022-54.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Cabanes, G., Bennani, Y., Destenay, R., & Hardy A. (2013). A new topological clustering algorithm for interval data. *Pattern Recognition*, 46(11), 3030-3039. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.03.023>
- Chen, Y., Liu, C., Chou, K., & Wang, S. (2016). Real-time and low memory multi face detection system design based on naive Bayes classifier using FPGA. In: *International Automatic Control Conference* (pp. 7-12). <https://doi.org/10.1109/CACS.2016.7973875>
- Dinh, P. T., & Tai, V. V. (2021a). Building fuzzy time series model from unsupervised learning technique and genetic algorithm. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06485-7>.
- Dinh, P. T., & Tai, V. V. (2021b). Automatic fuzzy genetic algorithm in clustering for images based on the extracted intervals. *Multimedia Tools and Applications*, 80(28), 35193-35215.
- Fisher, R. A. (1938). The statistical utilization of multiple measurements. *Annals of Eugenics*, 8(4), 376-386. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09975-3>
- Ha, C. N., Thao, N. T., Bao, T. N. Trung, N. T., & Tai, V. V. (2020). A new approach for face detection using the maximum function of probability density functions. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03823-1>
- Huang, S., N., Cai, P., Pacheco, P., Narrandes, S., Wang, Y., & Xu, W. (2018). Applications of support vector machine (SVM) learning in cancer geometrics. *Cancer Genomics-Proteomics*, 15(1), 41-51. <https://doi.org/10.21873/cgp.20063>
- Kung, J. Y., Wu, C. C., Hsu, S. Y., Lee, S., & Yang, C. W. (2010). Application of logistic regression analysis of home mortgage loan prepayment and default risk. *ICIC Express Letters*, 4(2), 325-331.
- Miller, G., Inkret, W., Little, T., Martz, H., & Schillaci, M. (2001). Bayesian prior probability distributions for internal dosimetry. *Radiation Protection Dosimetry*, 94(4), 347-352.
- Nhu, V. H., Zandi, D., Shahabi, H., Chapi, K., Shirzadi, A. V., Singh, S. K. Dou, J., & Nguyen, H. (2020). Comparison of support vector machine, Bayesian logistic regression, and alternating decision tree algorithms for shallow landslide susceptibility mapping along a mountainous road in the west of Iran. *Applied Sciences*, 10(15), 5047. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.rpd.a006509>
- Pham, B. T., Pradhan, B., Bui, D. T., Prakash, I., & Dholakia, M. (2016). A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: A case study of uttarakhand area (India). *Environmental Modelling & Software*, 84, 240-250. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.07.005>
- Pham, G. T., Turkkan, N., & Tai, V. V. (2008). Statistical discrimination analysis using the maximum function. *Communications in Statistics—Simulation and Computation*, 37(2), 320-336. <https://doi.org/10.1080/03610910701790475>
- Tai, V. V. (2017).  $L^1$ - distance and classification problem by Bayesian method. *Journal of Applied Statistics*, 44(3), 385 - 401. <https://doi.org/10.1080/02664763.2016.1174194>
- Tai, V. V., Loc, T. P., & Ha, C. N. (2018). Classifying two populations by Bayesian method and applications. *Communications in Mathematics and Statistics*, 7, 141 - 161. <https://doi.org/10.1007/s40304-018-0139-8>
- Tai, V. V. (2019). Some results of classification problem by Bayesian method and application in credit operation. *Statistical Theory and Related Fields*, 2(2), 150 - 157. <https://doi.org/10.1080/24754269.2018.1528420>

- Tai V. V., Ha, C. N., Nghiep, L. D., & Thao, N. T. (2021). A new strategy for short-term stock investment using Bayesian approach. *Computational Economics*. <https://doi.org/10.1007/s10614-021-10115-8>.
- Tan, W. R., Chan, C. S., Yogarajah, P., & Condell, J. (2011). A fusion approach for efficient human skin detection. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8(1), 138–147. <https://doi.org/10.1109/TII.2011.2172451>.
- Thao, N. T., & Tai, V. V. (2017). A new approach for determining the prior probabilities in the classification problem by Bayesian method. *Advances in Data Analysis and Classification*, 11(3), 629–643. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2017.1419273>
- Zhang, D., & Yan., M. (2018). Financial stress relationships among euro area countries: an R-vine copula approach. *The European Journal of Finance*, 24(17), 1587–1608. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2017.1419273>
- Zhu, X., Yang, J., & Waibel, A. (2000). Segmenting hands of arbitrary color in automatic face and gesture recognition. *The International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. IEEE*. <https://doi.org/10.1109/AFGR.2000.840673>.