

DOI:10.22144/ctu.jvn.2022.219

XÂY DỰNG CHÙM CHO DỮ LIỆU ẢNH TỪ KHOẢNG HAI CHIỀU ĐƯỢC TRÍCH XUẤT

Võ Văn Tài*, Lê Thị Kim Cương và Châu Ngọc Thơ

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: 13/02/2022

Ngày nhận bài sửa: 23/08/2022

Ngày duyệt đăng: 26/08/2022

Title:

Building clusters for image data from the extracted two-dimensional interval

Từ khóa:

Dữ liệu ảnh, dữ liệu khoảng, khoảng cách chồng lấp, thuật toán xây dựng chùm

Keywords:

Clustering algorithm, image data, interval data, overlap distance

ABSTRACT

Image recognition plays a very important role in the current digital revolution because it is the foundation of many practical applications. This research proposes the image recognition problem by two-dimensional interval extracted from the texture feature. Based on the overlap distance and the extracted interval feature, a fuzzy clustering algorithm for the image is proposed. This algorithm can determine the appropriate number of clusters for the image set, the particular images in each cluster, and the probability of belonging to the clusters of each image. The proposed algorithm is detailed step-by-step in theory, and illustrated by the numerical example. Applying on a specific image set, the proposed algorithm gives the best result in comparison with others. This research can be deployed to many practical problems related to image recognition.

TÓM TẮT

Nhận dạng ảnh có vai trò rất quan trọng trong cuộc cách mạng số hiện nay vì nó là nền tảng của nhiều ứng dụng thực tế. Nghiên cứu này đề nghị việc nhận dạng ảnh bởi khoảng hai chiều được trích xuất từ đặc trưng kết cấu. Dựa vào khoảng cách chồng lấp và đặc trưng khoảng được trích xuất, một thuật toán phân tích chùm mờ cho ảnh được đề nghị. Thuật toán này có thể xác định số chùm thích hợp phải chia cho một tập ảnh, những ảnh cụ thể trong mỗi chùm và xác suất thuộc vào các chùm của mỗi ảnh. Thuật toán đề nghị được trình bày chi tiết từng bước về mặt lý thuyết và được minh họa bởi ví dụ số. Thực hiện trên một tập ảnh cụ thể, thuật toán đề nghị đã cho kết quả tốt nhất trong so sánh với các thuật toán gần đây. Nghiên cứu này có thể triển khai cho nhiều vấn đề thực tế liên quan đến nhận dạng ảnh.

1. GIỚI THIỆU

Phân tích chùm là một bước phát triển quan trọng của nhận dạng thống kê và khoa học dữ liệu. Nó phân chia dữ liệu thành các nhóm sao cho những phần tử trong cùng một nhóm có sự tương tự nhiều hơn so với những phần tử của nhóm khác. Vì phân tích chùm được xem là bước đầu tiên trong xử lý dữ

liệu lớn nên nhận được rất nhiều sự quan tâm của các nhà thống kê và công nghệ thông tin (Cabanes et al, 2013; Tài & Thao, 2018a). Đối tượng của phân tích chùm có thể là các phần tử rời rạc, các hàm mật độ xác suất và các khoảng. Phân tích chùm cho các phần tử rời rạc (CDE) được nghiên cứu đầu tiên với nhiều kết quả cả về mặt lý thuyết và ứng dụng (Tài & Thao, 2018b; Tài et al, 2019). Đối với dữ liệu lớn

và phức tạp như hình ảnh, mỗi đối tượng cần được xem là một phân phối, phân tích chùm cho hàm mật độ xác suất (CDF) được đề xuất. CDF đã cho thấy những lợi thế trong một số trường hợp ứng dụng thực tế so với CDE. Những kết quả quan trọng trong những năm gần đây đối với CDF được nghiên cứu trong Montanari and Calo (2013) và Tai et al. (2017).

Bên cạnh hai loại dữ liệu trên, trong sự phát triển kinh tế xã hội, chúng ta cũng lưu trữ nhiều dữ liệu khoảng như nhiệt độ, lượng mưa, đỉnh lũ, ... Những dữ liệu này đòi hỏi phải có thuật toán phân tích chùm cho dữ liệu khoảng (CID). So với CDE và CDF thì CID đã được đề xuất muộn hơn nhiều. Tuy nhiên, nó cũng nhận được sự quan tâm lớn của các nhà thống kê trong những năm gần đây (De Carvalho et al., 2007; Ren et al., 2009; Hung et al., 2016). Tất cả các phương pháp trên đã sử dụng khoảng cách Euclide, Hausdorff, City-block để xây dựng thuật toán, nhưng khoảng cách chồng lấp chưa được quan tâm. Bên cạnh đó, hầu hết các nhà nghiên cứu vẫn chưa đề xuất được phương pháp xác định số lượng chùm, ngoại trừ nghiên cứu của Hung et al. (2016). Các thuật toán trên cũng có hạn chế khi các khoảng có sự chồng lấp nhiều. Vì vậy với đối tượng phức tạp như hình ảnh, chúng thường cho kết quả sai lầm cao.

Với sự phát triển mạnh mẽ của các thiết bị ghi hình, dữ liệu ảnh ngày càng trở nên rất phổ biến. Trong xử lý dữ liệu, hình ảnh được đặc biệt coi trọng vì nó là nền tảng của nhiều ứng dụng thực tế trong các lĩnh vực. Nhận dạng ảnh là cơ sở quan trọng để áp dụng trong nông nghiệp, y học, an ninh và môi trường (Arivazhagan et al., 2010). Có rất nhiều phương pháp để phân loại một tập hợp ảnh thành các nhóm khác nhau. Hầu hết các phương pháp này dựa trên trích xuất các đặc trưng của ảnh như màu sắc, kết cấu và hình dạng. Khi các đặc trưng được trích xuất, chúng thường được biểu diễn dưới dạng ma trận số (Setia et al., 2006; Eleyan & Demirel, 2011;). Việc nhận dạng ảnh từ ma trận số có hạn chế về chi phí tính toán và mức độ chính xác. Khi ảnh di động hoặc bị xoay, nhận dạng ảnh từ ma trận số gặp rất nhiều khó khăn (Engin & Cavusoglu, 2019; Fadl et al., 2020). Một hướng biểu diễn khác là trích xuất ảnh thành hàm mật độ xác suất (Tai et al., 2017, 2018a). Hướng nghiên cứu này có thể khắc phục được việc trích xuất ảnh thành ma trận, tuy nhiên nó lại phát sinh thêm khó khăn mới. Đó là vấn đề ước lượng hàm mật độ xác suất. Mặc dù có rất nhiều nghiên cứu về vấn đề này, tuy nhiên cho đến nay vẫn còn nhiều hạn chế. Trong bài viết này, từ một ảnh đã cho, kết cấu của nó được trích xuất thành một

khoảng hai chiều. Khoảng này được sử dụng để đại diện cho ảnh sẽ làm giảm bộ nhớ được sử dụng trong quá trình xử lý. Các khoảng được trích xuất cho tập ảnh sẽ được sử dụng làm đầu vào cho thuật toán phân tích chùm mờ.

Để xây dựng chùm khoảng, điều quan trọng nhất là tìm ra một độ đo thích hợp đánh giá mức độ giống nhau của các phần tử. Nghiên cứu này đề xuất sử dụng khoảng cách chồng lấp trong trường hợp một chiều và nhiều chiều như một tiêu chuẩn để xây dựng chùm. Trong nhiều trường hợp, khoảng cách này rất phù hợp với nhiều tập dữ liệu khoảng và có lợi thế hơn so với các khoảng cách khác. Dựa trên tiêu chuẩn này, thuật toán phân tích chùm mờ cho ảnh được đề xuất. Thuật toán có thể xác định số lượng chùm thích hợp cho mỗi tập ảnh, các ảnh cụ thể trong mỗi chùm và xác suất thuộc vào các chùm của mỗi ảnh. Thuật toán đề xuất được thực hiện trên chương trình Matlab đã được thiết lập, được trình bày chi tiết từng bước và được minh họa bởi ví dụ số. Ví dụ số cũng cho thấy ưu điểm của thuật toán đề nghị khi so sánh với các thuật toán phổ biến khác.

2. CÁC ĐỘ ĐO XÂY DỰNG VÀ ĐÁNH GIÁ CHỤM KHOẢNG

2.1. Khoảng cách phổ biến giữa hai khoảng

Cho hai khoảng trong không gian p chiều

$$a = ([a_1, \hat{a}_1], [a_2, \hat{a}_2], \dots, [a_p, \hat{a}_p]),$$

$$b = ([b_1, \hat{b}_1], [b_2, \hat{b}_2], \dots, [b_p, \hat{b}_p]).$$

Khi đó, những khoảng cách phổ biến sau được sử dụng trong phân tích chùm dữ liệu khoảng:

* Khoảng cách Hausdorff:

$$d_H(a, b) = \sum_{i=1}^p (\max \{|a_i - b_i|, |\hat{a}_i - \hat{b}_i|\}). \quad (1)$$

* Khoảng cách City-block:

$$d_C(a, b) = \sum_{i=1}^p (|a_i - b_i| + |\hat{a}_i - \hat{b}_i|). \quad (2)$$

* Khoảng cách Euclide:

$$d_E(a, b) = \sqrt{\sum_{i=1}^p ((a_i - b_i)^2 + (|\hat{a}_i - \hat{b}_i|)^2)}. \quad (3)$$

* Khoảng cách Minkowski:

$$d_M(a, b) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^p ((a_i - b_i)^2 + (|\hat{a}_i - \hat{b}_i|)^2)} \quad (4)$$

Các khoảng cách được định nghĩa bởi (1), (2), (3) và (4) đánh giá sự khác nhau giữa hai khoảng chỉ dựa trên cận dưới và cận trên của chúng. Những khoảng cách này không xem xét đến mức độ chồng lấp giữa các khoảng. Để khắc phục điều này, khoảng cách chồng lấp được đề nghị.

2.2. Khoảng cách chồng lấp

Cho hai khoảng p chiều $a = [a_1; \hat{a}_1]$ và $b = [b_1; \hat{b}_1]$. Khi đó, khoảng cách chồng lấp giữa hai khoảng được định nghĩa bởi công thức (5).

$$d_o(a,b) = D(a,b) \cdot \left(1 - \frac{O(a,b)}{2r_a + 1}\right), \tag{5}$$

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

$$d_o(a,b) = \begin{cases} 0 & \text{khi } |c_a - c_b| \leq r_b - r_a, \\ \left(|c_a - c_b| + r_a - r_b\right) \left(1 - \frac{2r_b}{2r_a + 1}\right) & \text{khi } |c_a - c_b| \leq r_a - r_b, \\ |c_a - c_b| & \text{khi } r_a = r_b = 0, \\ \left(|c_a - c_b| + r_a - r_b\right) \left(1 - \frac{r_a + r_b - |c_a - c_b|}{2r_a + 1}\right) & \text{khi } |r_a - r_b| < |c_a - c_b| < r_a + r_b, \\ \left(|c_a - c_b| + r_a - r_b\right) \left(1 + \frac{|c_a - c_b| - (r_a + r_b)}{2r_a + 1}\right) & \text{khi } |c_a - c_b| \geq r_a + r_b, \end{cases} \tag{6}$$

trong đó

$$c_a = \frac{1}{2}(a_1 + \hat{a}_1), c_b = \frac{1}{2}(b_1 + \hat{b}_1),$$

$$r_a = \frac{1}{2}|a_1 - \hat{a}_1| \text{ và } r_b = \frac{1}{2}|b_1 - \hat{b}_1|.$$

Trong trường hợp khoảng p chiều ($p > 2$) khoảng cách chồng lấp được định nghĩa như công thức (6), trong đó

$$c_a = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (a_i + \hat{a}_i), c_b = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (b_i + \hat{b}_i),$$

$$r_a = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |a_i - \hat{a}_i| \text{ và } r_b = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |b_i - \hat{b}_i|.$$

2.3. Tiêu chí đánh giá chùm

Cho $U = \{u_1, u_2, \dots, u_R\}$, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_R\}$ là hai phân vùng của cùng một tập dữ liệu có R và C chùm tương ứng. Các chỉ số được sử dụng để đánh giá chất lượng của các thuật toán đã thiết lập như sau:

– Chỉ số CR (Hubert and Arabie, 1985):

$$CR = \frac{\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C \binom{n_{ij}}{2} - \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i=1}^R \binom{n_i}{2} \sum_{j=1}^C \binom{n_j}{2}}{\frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^R \binom{n_i}{2} + \sum_{j=1}^C \binom{n_j}{2} \right] - \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i=1}^R \binom{n_i}{2} \sum_{j=1}^C \binom{n_j}{2}}$$

– Chỉ số HI (Hubert, 1977):

$$HI = 1 + \left[2 \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R n_{ij}^2 - \left(\sum_{i=1}^R n_i^2 + \sum_{j=1}^C n_j^2 \right) \right] / \binom{n}{2},$$

$$p_{d\theta}(i, j) = \left\{ \left((r, c), (r', c') \right) \in M \times N \mid d = \left\| (r, c), (r', c') \right\|, \theta = \Theta \left((r, c), (r', c') \right), I(r, c) = i, I(r', c') = j \right\}. \tag{7}$$

$O(A,B)$ là diện tích phần chồng lấp giữa a và b
 $D(a,b) = \max_{a \in a} \{ \min_{b \in b} \{ d_E(a', b') \} \}$.

Trong trường hợp một chiều, công thức (5) được cụ thể bởi (6):

– Chỉ số MI (Marina, 2007):

$$MI = \left[-1/2 \left\{ \sum_{i=1}^R \left(\sum_{j=1}^C n_{ij} \right)^2 + \sum_{j=1}^C \left(\sum_{i=1}^R n_{ij} \right)^2 \right\} + \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R n_{ij}^2 \right] / \binom{n}{2},$$

– Chỉ số RI (Rand, 1971):

$$RI = \left[\binom{n}{2} - \left[1/2 \left\{ \sum_{i=1}^R \left(\sum_{j=1}^C n_{ij} \right)^2 + \sum_{j=1}^C \left(\sum_{i=1}^R n_{ij} \right)^2 \right\} - \sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^R n_{ij}^2 \right] \right] / \binom{n}{2},$$

trong đó n_{ij} là số phần tử thuộc chùm u_i và v_j với $1 \leq i \leq R, 1 \leq j \leq C$; n_i, n_j lần lượt là số phần tử của chùm u_i và v_j ; n là tổng số phần tử.

Đối với thuật toán xây dựng, chỉ số MI càng nhỏ thì kết quả thuật toán càng tốt. Đối với các chỉ số CR, HI và RI thì giá trị của chúng có ý nghĩa ngược lại.

3. THUẬT TOÁN ĐỀ XUẤT XÂY DỰNG CHỤM ẢNH

3.1. Phương pháp trích xuất dữ liệu hình ảnh

Ma trận đồng hiện mức xám (GLCM) cho một hình ảnh có kích thước $M \times N$ với mức xám G là ma trận có kích thước $G \times G$ trong đó mỗi phần tử $p_{d\theta}(i, j)$ của ma trận này thể hiện tần suất xảy ra cùng giá trị cường độ sáng i và j tại một khoảng cách cố định d và góc định hướng θ . Cụ thể, mỗi $p_{d\theta}(i, j)$ được xây dựng bởi công thức (7).

Sau khi xây dựng GLCM, một khoảng hai chiều sau được thiết lập bởi (8).

$$[\mu_x - r_1 / 2, \mu_x + r_1 / 2], [\mu_y - r_2 / 2, \mu_y + r_2 / 2], \quad (8)$$

trong đó

r_1 và r_2 là các số ngẫu nhiên có phân phối đều trên $[0;1]$,

$$\begin{aligned} \mu_x &= \frac{1}{N_y} \sum_j \left(\frac{1}{N_x} \sum_i (i) p_{do}(i, j) \right); \\ \mu_y &= \frac{1}{N_y} \sum_i \left(\frac{1}{N_x} \sum_j (j) p_{do}(i, j) \right), \end{aligned} \quad (9)$$

với N_x và N_y lần lượt là kích thước của ảnh và $p_{do}(i, j)$ được xác định bởi công thức (7).

3.2. Thuật toán đề nghị

Cho N ảnh, $X = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ chúng ta cần chia chúng thành c chùm (c là một số thích hợp). Thuật toán đề xuất gồm các bước như sau:

Bước 1. Trích xuất đặc trưng các ảnh thành N khoảng: $X = \{a_1^{(0)}, a_2^{(0)}, \dots, a_N^{(0)}\}$ bởi công thức (8) và (9).

Bước 2. Khi $t = 0$, khởi tạo vectơ trọng tâm ban đầu

$$V^{(0)} = \{a_1^{(0)}, a_2^{(0)}, \dots, a_N^{(0)}\} = X.$$

Bước 3. Cập nhật các trọng tâm ở bước tiếp theo bởi công thức (10).

$$V_i^{(t+1)} = \frac{\sum_{j=1}^N f(v_i^{(t)}, v_j^{(t)}) v_j^{(t)}}{f(v_i^{(t)}, v_j^{(t)})}, i = 1, 2, \dots, N, \quad (10)$$

trong đó

$$f(v_i^{(t)}, v_j^{(t)}) = \exp \left\{ - \frac{d_o(v_i^{(t)}, v_j^{(t)})}{\lambda} \right\} \text{ khi}$$

$d_o(v_i^{(t)}, v_j^{(t)}) \leq \mu \alpha_{ij}(t)$ và $f(v_i^{(t)}, v_j^{(t)}) = 0$ trong trường hợp ngược lại, với

$$\alpha_{ij}(t) = \frac{\alpha_{ij}(t-1)}{1 + \alpha_{ij}(t-1) \cdot f(v_i^{(t-1)}, v_j^{(t-1)})}, \alpha_{ij}(0) = 1,$$

$\mu = \frac{1}{\binom{m}{2}} \sum_{i < j} d_o(v_i^{(t)}, v_j^{(t)})$ là trung bình của các khoảng cách $d_o(v_i^{(t)}, v_j^{(t)})$, $\lambda = \frac{\sigma}{r}$,

$\sigma = \sqrt{\frac{1}{\binom{m}{2}} \sum_{i < j} [d_o(v_i^{(t)}, v_j^{(t)}) - \mu]^2}$ là độ lệch chuẩn của khoảng cách và r là hằng số.

Bước 4. Lặp lại Bước 3 cho đến khi

$$\max_i \{ \{d_o(v_i^{(t+1)}, v_j^{(t)})\} \} < \varepsilon.$$

Khi kết thúc Bước 4, nếu $V^{(t)}$ có bao nhiêu phần tử thì N ảnh sẽ được chia thành bấy nhiêu chùm. Giả sử khi kết thúc bước này chúng ta có c chùm.

Bước 5. Thiết lập ma trận phân vùng ban đầu $U^{(0)} = [\mu_{ik}^{(0)}]_{c \times N}$, trong đó $\mu_{ik}^{(0)} = 1$ nếu ảnh thứ k được xếp vào chùm thứ i , ngược lại $\mu_{ik}^{(0)} = 0$. Tìm khoảng trọng tâm z_i cho mỗi chùm bởi công thức sau:

$$z_i^{(0)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(0)})^2 v_k^{(0)}}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(0)})^2}.$$

Bước 6. Cập nhật ma trận phân vùng mới $U^{(1)}$, trong đó các phần tử của ma trận này được cho bởi công thức:

$$\mu_{ik}^{(1)} = \frac{[d_o(z_i^{(0)}, v_k^{(0)})]^2}{\sum_{j=1}^c [d_o(z_i^{(0)}, v_j^{(0)})]^2}, 1 \leq i, j \leq c; 1 \leq k \leq N.$$

Bước 7. Tính

$$\|U^{(1)} - U^{(0)}\| = \max_{ik} (|\mu_{ik}^{(1)} - \mu_{ik}^{(0)}|).$$

Lặp lại Bước 5 và Bước 6 t lần cho đến khi $\|U^{(t)} - U^{(t-1)}\| < \varepsilon$.

Khi thuật toán kết thúc, chúng ta nhận được một ma trận $U^{(t)} = [\mu_{ik}^{(t)}]_{c \times N}$, trong đó $\mu_{ik}^{(t)}$ là xác suất để xếp ảnh thứ k vào chùm thứ i , $1 \leq i \leq c; 1 \leq k \leq N$.

Trong thuật toán trên ε là một số rất nhỏ, phản ánh sự khác biệt không có ý nghĩa giữa hai vòng lặp liên tiếp. Trong bài viết này, $\varepsilon = 10^{-4}$ được chọn cho ví dụ số.

Thuật toán đề xuất gồm hai giai đoạn. Giai đoạn 1 thực hiện việc trích xuất các đặc trưng của hình ảnh và tìm số lượng chùm thích hợp (Bước 1, Bước 2 và Bước 3). Giai đoạn 2 xác định các ảnh cụ thể trong từng chùm và xác suất thuộc về từng chùm (Bước 5, Bước 6 và Bước 7).

4. VÍ DỤ SỐ

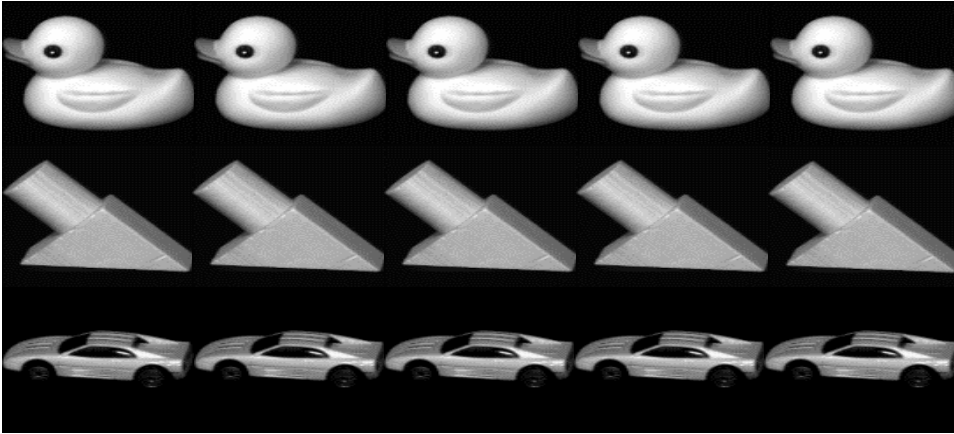
Trong phần này, bộ dữ liệu được sử dụng bao gồm 15 hình ảnh về ba loại đối tượng (vật, búa và ô tô) từ cơ sở dữ liệu DeepLearning, <http://deeplearning.net/datasets/> được thể hiện trong Hình 1.

Bước 1. Trích xuất khoảng hai chiều cho 15 hình ảnh $X = \{a_1^{(0)}, a_2^{(0)}, \dots, a_{15}^{(0)}\}$ theo công thức (8) và (9),

ta nhận được 15 khoảng hai chiều và các khoảng này được minh họa trong Hình 2.

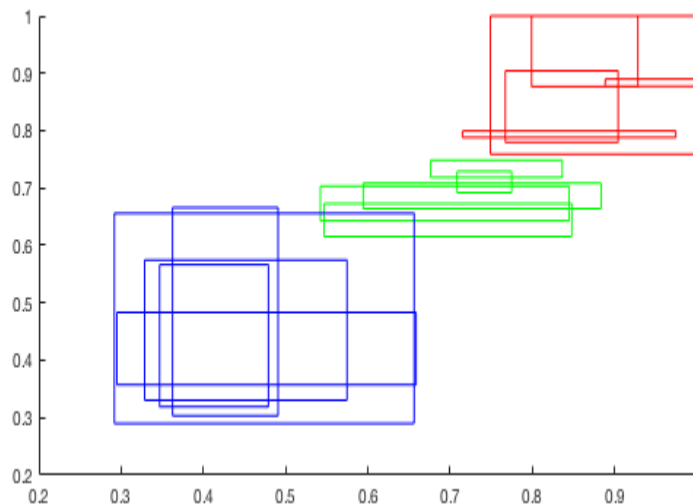
Bước 2. Chuẩn hóa dữ liệu khoảng X về đoạn $[0;1]$ và khởi tạo trọng tâm ban đầu $t = 0$.

$V^{(0)} = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_{15}^{(0)}\} = X$, ta thu được 15 khoảng hai chiều như sau:



Hình 1. Các ảnh của ba nhóm

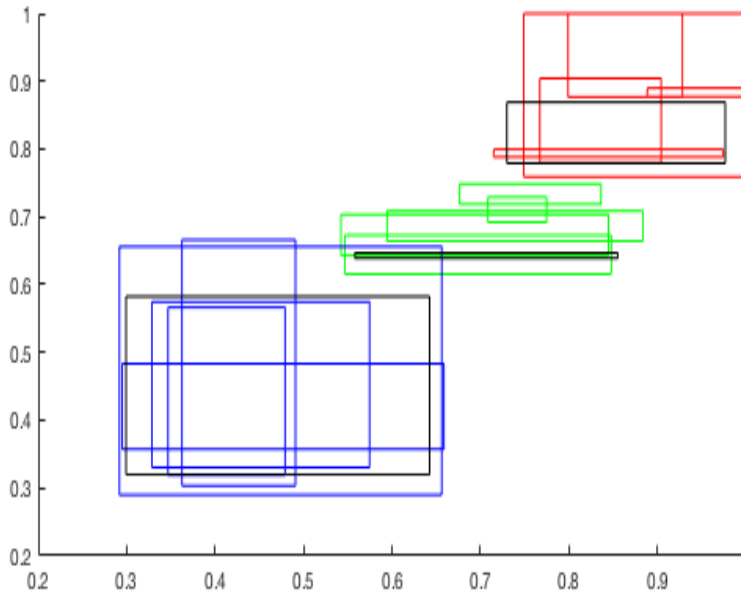
- | | |
|--|---|
| $a_1^{(0)} = ([1,5676;5,5676],[2,5685;4,5685]),$ | $a_9^{(0)} = ([2,6620;3,6620],[2,1664;4,1664]),$ |
| $a_2^{(0)} = ([2,1672;5,1672],[2,1684;5,1684]),$ | $a_{10}^{(0)} = ([1,7779;4,7779],[2,2779;4,2779]),$ |
| $a_3^{(0)} = ([1,7133;5,7133],[1,7144;5,7144]),$ | $a_{11}^{(0)} = ([0,8049;2,8049],[-0,1947;3,8053]),$ |
| $a_4^{(0)} = ([2,3047;2,3047],[3,3062;4,3062]),$ | $a_{12}^{(0)} = ([0,2837;0,2837],[0,2841;3,2841]),$ |
| $a_5^{(0)} = ([3,4402;3,4402],[2,9418;4,9418]),$ | $a_{13}^{(0)} = ([-0,2366;3,7634],[0,7635;2,7635]),$ |
| $a_6^{(0)} = ([0,8452;4,8452],[1,8452;3,8452]),$ | $a_{14}^{(0)} = ([-0,2506;3,7494],[-0,2505;3,7495]),$ |
| $a_7^{(0)} = ([0,8262;4,8262],[2,3262;3,3262]),$ | $a_{15}^{(0)} = ([0,7380;2,7380],[0,2381;3,2381]).$ |
| $a_8^{(0)} = ([1,0500;5,0500],[2,0501;4,0501]),$ | |



Hình 2. Các khoảng trích xuất của 15 ảnh

Bởi vì $\max_i \{d_O(v_i^{(t+1)}, v_i^{(t)})\} = 0,3169 > \varepsilon$ nên Bước 3 chưa dừng. do đó bước này dừng lại. Lúc này, 15 khoảng ban đầu đã hội tụ về 3 khoảng được minh họa bởi Hình 3.

Bước 4. Tiếp tục thực hiện Bước 3 đến Vòng lặp thứ 19 ta có $\max \{ |v_i^{(19)} - v_i^{(18)}| \} < \varepsilon$,



Hình 3. Sự hội tụ về 3 khoảng từ 15 khoảng ban đầu

Bước 5. Từ kết quả Bước 4, ta thiết lập ma trận khởi tạo cho Giai đoạn 2 như sau:

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

Tính trọng tâm của mỗi chùm, chúng ta nhận được 3 khoảng sau:

$$\begin{aligned} &([2,2386;5,2386], [2,5399;4,9399]), \\ &([0,2679;3,2679], [0,1681;3,3681]), \\ &([1,4331;4,6331], [2,1333;3,9333]). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \varepsilon^{(1)} &= |U^{(1)} - U^{(0)}| \\ &= \max_{ik} \left(\left| \mu_{ik}^{(1)} - \mu_{ik}^{(0)} \right| \right) \\ &= 0,3409 > \varepsilon \end{aligned}$$

Bước 6. Cập nhật ma trận phân vùng mới, ta có

$$U^{(1)} = \begin{bmatrix} 0,7304 & 0,9689 & \dots & 0,0084 & 0,0054 \\ 0,2587 & 0,0276 & \dots & 0,0197 & 0,0125 \\ 0,0108 & 0,0035 & \dots & 0,9719 & 0,9821 \end{bmatrix}$$

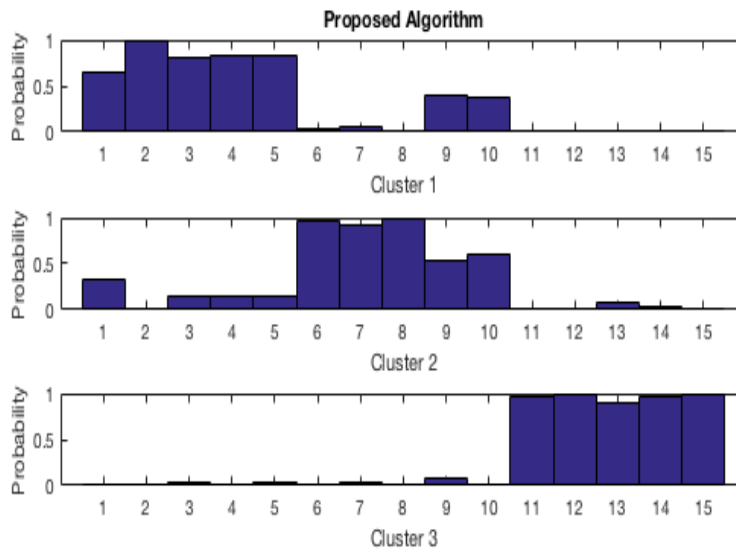
nên thuật toán chưa dừng. Thực hiện tiếp đến Vòng lặp 18, ta có $\varepsilon^{(18)} = 7,7225e^{-5} < \varepsilon$ nên thuật toán dừng. Lúc này ta có ma trận sau:

$$U^{(18)} = \begin{bmatrix} 0,6568 & 0,9777 & \dots & 0,0087 & 0,0056 \\ 0,3321 & 0,0192 & \dots & 0,0244 & 0,0115 \\ 0,0111 & 0,0031 & \dots & 0,9669 & 0,9828 \end{bmatrix}$$

Bước 7. Ta có

Từ ma trận trên, ta nhận thấy xác suất cao nhất trong cột 1 là 0,6568. Do đó, ảnh đầu tiên thuộc cụm 1. Thực hiện tương tự cho các cột còn lại ta sẽ xác định được các ảnh cụ thể vào trong mỗi cụm. Xác suất để mỗi ảnh thuộc vào 3 cụm được minh họa bởi Hình 4.

So sánh chỉ số CR, RI, MI và HI của thuật toán được đề nghị với các thuật toán khác, ta nhận được Bảng 1.



Hình 4. Xác suất thuộc 3 cụm của các phần tử

Bảng 1. So sánh các chỉ số của thuật toán được đề nghị với các thuật toán khác

Phương pháp	CR	RI	MI	HI
De Souza et al (2004)	0,5149	0,8000	0,2000	0,6000
Ren et al (2004)	0,4615	0,7714	0,2286	0,5429
Hung et al (2016)	0,4648	0,7619	0,2381	0,5238
AGAI – H	0,6410	0,8476	0,1524	0,6952
AGAI – E	0,7921	0,9143	0,0857	0,8286
AGAI – C	0,7921	0,9143	0,0857	0,8286
Đề nghị	1,0000	1,0000	0,0000	1,0000

Trong Bảng 1, AGAI-H, AGAI-E và AGAI-C lần lượt là thuật toán đề nghị nhưng sử dụng khoảng cách Hausdorff, khoảng cách Euclide và khoảng cách City-block. Bảng 1 chỉ ra rằng, thuật toán đề nghị với những khoảng cách khác nhau đều cho kết quả tốt hơn các thuật toán hiện có, trong đó khoảng cách chồng lấp cho kết quả tốt nhất.

5. KẾT LUẬN

Nhận dạng ảnh là bước không thể thiếu trong lĩnh vực tự động hoá, trí tuệ nhân tạo mà chúng được áp dụng cho nhiều vấn đề thực tế ngày nay. Mặc dù được các nhà khoa học quan tâm, cải tiến liên tục, nhưng cho đến nay nó vẫn chưa thoả mãn được những kỳ vọng của con người. Nghiên cứu này đã

đề xuất phương pháp trích xuất đặc trưng kết cấu ảnh thành khoảng hai chiều. Với dữ liệu đầu vào này, cùng với khoảng cách chồng lấp như một độ đo đánh giá sự tương tự của các khoảng, một thuật toán phân tích cụm mờ cho ảnh được đề nghị. Thuật toán này có thể cùng lúc xác định số cụm thích hợp cho ảnh, những phần tử cụ thể cho mỗi cụm và xác suất thuộc vào cụm của mỗi ảnh. Ví dụ minh họa cho một tập ảnh cụ thể cho thấy ưu điểm của thuật toán đề nghị so với các thuật toán khác. Nó cũng cho thấy tiềm năng trong ứng dụng thực tế của nghiên cứu này. Trong thời gian tới, thuật toán đề nghị sẽ được áp dụng cụ thể cho một vấn đề thực tế với tập dữ liệu lớn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Arivazhagan S., Shebiah, R. N., Nidhyandhan, S. S. & Ganesan, L. (2010). Fruit recognition using color and texture features. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 1(2), 90-94.
- 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>
- De Carvalho, F. D. A., Pimentel, J. T. & Bezerra, L. X. (2007). Clustering of symbolic interval data based on a single adaptive L^1 distance. *2007 International Joint Conference on Neural Networks* (pp. 224-229). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2007.4370959>.
- Eleyan, A., & Demirel, H. (2011). Co-occurrence matrix and its statistical features as a new approach for face recognition. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 19(1), 97–107. <https://doi.org/10.3906/elk-0906-27>
- Engin, M. A., & Cavusoglu, B. (2019). Rotation invariant curvelet based image retrieval & classification via Gaussian mixture model and co-occurrence features. *Multimedia Tools and Applications*, 78(6), 6581- 6605. <https://doi.org/10.1007/s11042-018-6368-8>
- Fadl, S., Megahed, A., Han, Q., & Qiong, L. (2020). Frame duplication and shuffling for gery detection technique in surveillance videos based on temporal average and gray level cooccurrence matrix. *Multimedia Tools and Applications*, 79, 17619-17643. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08603-z>
- Hung, W. L., Yang, J. H., & Shen, K. F. (2016). Self-updating clustering algorithm for interval-valued data. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems* (pp. 1494-1500). IEEE. <https://doi.org/doi:10.1109/FUZZ.IEEE.2016.7737867>.
- Hubert, L. (1977). Nominal scale response agreement as a generalized correlation. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 30(1), 98-103. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8317.1977.tb00728.x>
- Kabir, S., Wagner, C., Havens, T. C., Anderson, D. T., & Aickelin, U. (2017). Novel similarity measure for interval valued data based on overlapping ratio. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/doi:10.1109/FUZZIEEE.2017.8015623>.
- Marina, M. (2007). Comparing clusterings—an information based distance. *Journal of Multivariate Analysis*, 98(5), 873-895. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2006.11.013>.
- Montanari, A., & Calo, D. G. (2013). Model-based clustering of probability density functions. *Advances in Data Analysis and Classification*, 7(3), 301–319. <https://doi.org/10.1007/s11634-013-0140-8>
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66(336), 846-850. <https://doi.org/10.2307/2284239>
- Ren, Y., Liu, Y. H. , Rong, J., & Dew, R. (2009). Clustering interval-valued data using an overlapped interval divergence. In Paul, J. K., Kok, L. O. & Peter, C. (Eds), *The eighth Australasian data mining conference* 101(9) (pp. 35–42). Melbourne.
- Setia, L., Teynor, A., Halawani, A., & Burkhardt, H. (2006). Image classification using cluster cooccurencematrixes of local relational features. In: *The 8th ACM international workshop on Multimedia information retrieval*, (pp. 173-182). ACM. <https://doi.org/10.1145/1178677.1178703>
- Tai, V. V., & Thao, N. T. (2018a). Similar coefficient for cluster of probability density functions. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 47(8), 1792-1811. <https://doi.org/10.1080/03610926.2017.1327075>
- Tai, V. V., & Thao, N. T. (2018b). Similar coefficient of cluster for discrete elements. *Sankhya B*, 80(1), 19-36. <https://doi.org/10.1007/s13571-018-0159-0>
- Tai, V. V., Trung, N. T., Vo-Duy, T., Vinh, N. V., & Thao, N. T. (2017). Modified genetic algorithm-based clustering for probability density functions. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 87(10), 1964-1979. <https://doi.org/10.1080/00949655.2017.1300663>
- Tai, V. V., Dinh, P. T., & Dung, T. T. (2019). Automatic genetic algorithm in clustering for discrete elements. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 50(6), 1679-1694. <https://doi.org/10.1080/03610918.2019.1588305>