

Cải tiến giải thuật mạng noron SOM áp dụng để phân cụm màu ảnh

Improving som neural network algorithm for color image clustering problem

Lê Anh Tú¹, Nguyễn Quang Hoan²

¹Trường Đại học Công nghệ thông tin và truyền thông, Đại học Thái Nguyên

Email: anhtucntt@gmail.com

²Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Email: quanghoanptit@yahoo.com.vn

Tóm tắt

Trong quá trình thử nghiệm mạng noron SOM giải bài toán phân cụm màu ảnh, chúng tôi nhận thấy việc áp dụng thuật toán tích tụ để tạo nhóm là không phù hợp và việc áp dụng giải thuật loang không đem lại kết quả như mong muốn. Từ đó, bài báo này đề xuất giải thuật SOM cải tiến cho phép thực hiện việc phân cụm noron trên lớp Kohonen ngay trong quá trình huấn luyện. Chúng tôi đã cài đặt thuật toán cải tiến và thử nghiệm phân cụm màu trên ảnh số. Qua quan sát kết quả trực quan cho thấy giải thuật đã đạt được những kết quả khá ấn tượng.

Abstract

During SOM Neural network testing to solve color image clustering problem, we find out that the application of agglomerative algorithm to create groups is less inappropriate and the application of the spreading algorithm does not produce desired results. Therefore, the paper proposed an improved SOM algorithm allowing implementation of the neural clustering in the Kohonen layer during the training. We implement improved SOM algorithm and experiment color clustering on digital images. Based on visual observation results, the algorithm has achieved quite impressive results.

Kí hiệu

Ký hiệu	Đơn vị	Ý nghĩa
$\Theta(t)$		hàm nội suy theo thời gian học
$\sigma(t)$		Hàm xác định bán kính lân cận tại thời điểm t
σ_0		Bán kính khởi tạo
$w(t)$		Vector trọng số tại thời điểm t
$\alpha(t)$		Hàm nội suy tốc độ học tại thời điểm t
α_0		Giá trị khởi tạo của tốc độ học

Chữ viết tắt

SOM Self-Organizing Map

BMU

Best Matching Unit

1. Đặt vấn đề

Mạng noron SOM được Teuvo Kohonen phát triển vào những năm 80 [1,2,3,4]. Đây là mạng truyền thẳng sử dụng thuật học cạnh tranh, không giám sát [1,2]. SOM là một công cụ thích hợp trong khai phá dữ liệu [5]. Nó đã được ứng dụng trong nhiều bài toán [6] như nhận dạng tiếng nói (Kohonen, 1989), robotics (Ritter et al., 1989), máy ảo (Oja, 1992), tối ưu tổ hợp (Fort, 1988), phân lớp ảnh (Kohonen, 1984)...

Mạng noron SOM được thiết kế chủ yếu để giảm số chiều dữ liệu và trực quan thông tin. Tuy nhiên, có thể kết hợp SOM với các kỹ thuật xác định cụm khác để phân cụm dữ liệu [11]. Hiện tại, trong các bài toán phân cụm dữ liệu nếu sử dụng mạng noron SOM cần thực hiện theo hai giai đoạn (H.1): giai đoạn thứ nhất là thực hiện giải thuật SOM để tạo “bản đồ” phân bố đặc trưng của tập dữ liệu, giai đoạn thứ hai trực quan “bản đồ” và hình thành đường biên giữa các cụm trên bản đồ (ma trận) trực quan.

Giai đoạn một có ý nghĩa quan trọng bởi nó tạo ra tập ánh xạ đặc trưng trên lớp ra Kohonen từ tập dữ liệu vào, trong đó các dữ liệu có sự tương đồng nhau sẽ được đặc trưng bởi các noron gần nhau trên lớp Kohonen. Xét về bản chất, mỗi noron trên lớp ra Kohonen là đại diện cho một hoặc một số mẫu dữ liệu, do vậy việc phân cụm dữ liệu chính là phân cụm các noron (xác định mỗi noron thuộc về cụm nào).

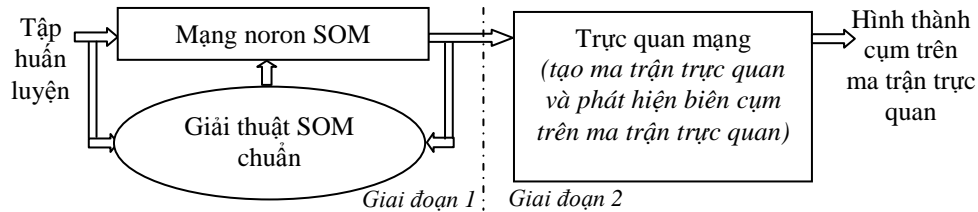
Tuy nhiên, giải thuật SOM chỉ đóng vai trò gom cụm dữ liệu mà không thực sự quyết định chính xác dữ liệu gì thuộc về cụm nào. Vì thế, hiệu quả phân cụm phụ thuộc vào kỹ thuật trực quan “bản đồ” và phụ thuộc vào thuật toán áp dụng xác định ranh giới cụm trên ma trận trực quan thuộc giai đoạn hai.

Kỹ thuật trực quan được sử dụng phổ biến là ma trận khoảng cách, trong đó mỗi phần tử của ma trận là khoảng cách của một đơn vị (noron) trong SOM đến các láng giềng (noron) liền kề của nó. Ví dụ kỹ thuật trực quan dùng ma trận hợp nhất khoảng cách U-Matrix [7] hoặc dùng giá trị khoảng cách trung bình

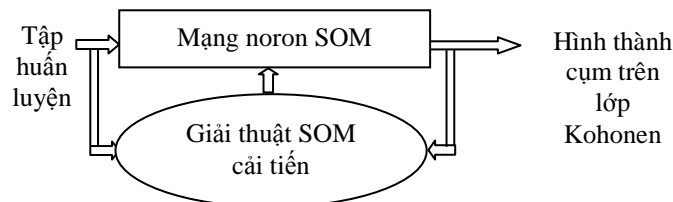
tới các láng giềng [8]. Để phát hiện biên cụm thường áp dụng thuật toán tích tụ (Agglomerative Algorithm) hoặc thuật toán loang (Spreading Algorithm) theo tối thiểu cục bộ từ điểm nhân của mỗi cụm [9]. Tuy nhiên, khi áp dụng thuật toán tích tụ phải biết trước số cụm cần hình thành, điều này không phù hợp trong một số bài toán thực tế, ví dụ như phân cụm màu trên ảnh số (vì số lượng cụm phụ thuộc vào nội dung của ảnh). Trường hợp sự khác biệt của các phần tử trên ma trận trực quan bé (biến thiên liên tục, nhỏ), thuật toán loang không mang lại kết quả như mong đợi

(H.5c). Ngoài ra, khối lượng tính toán của các thuật toán này tương đối lớn, ảnh hưởng đáng kể tới hiệu quả của toàn bộ quá trình.

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một giải thuật SOM cải tiến (H.2), cho phép hình thành các cụm neuron ngay trong quá trình huấn luyện mà không cần thực hiện thêm giai đoạn 2 (như mô hình H.1). Như vậy, giải thuật SOM cải tiến chỉ còn một giai đoạn sẽ giảm đáng kể thời gian tính toán do không phải thực hiện các thuật toán ở giai đoạn hai như mô hình H.1.



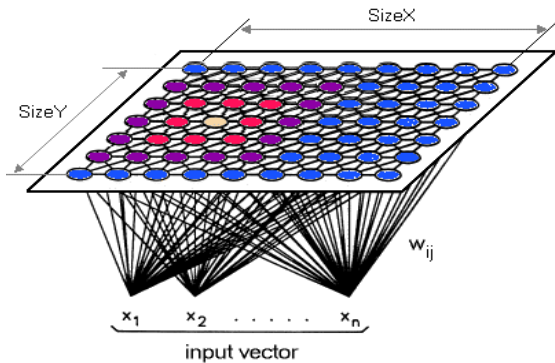
H.1 Giải thuật SOM chuẩn áp dụng giải bài toán phân cụm dữ liệu



H.2 Giải thuật SOM cải tiến áp dụng giải bài toán phân cụm dữ liệu

2. Mạng neuron SOM

2.1 Cấu trúc



H.3 Cấu trúc mạng SOM

Mạng neuron SOM gồm 2 lớp: lớp tín hiệu vào và lớp ra neuron Kohonen. Lớp Kohonen thường được tổ chức dưới dạng một ma trận 2 chiều các neuron. Mỗi đơn vị i (neuron) trong lớp Kohonen được gán một vector trọng số $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]$, với n là kích thước vector đầu vào; w_{ij} được hiểu là trọng số của neuron i ứng với đầu vào j).

2.2 Thuật toán học

Quá trình huấn luyện mạng được lặp nhiều lần, tại lần lặp thứ t thực hiện:

- Chọn ngẫu nhiên một đầu vào v từ tập dữ liệu, tính khoảng cách $dist$ giữa v và vector trọng số w tất cả các neuron. Neuron b có $dist$ nhỏ nhất được chọn làm neuron chiến thắng (BMU). Có thể sử dụng các hàm khoảng cách như Euclidian (thường dùng), Manhattan, hay Vector Dot Product.

$$dist = \|v - w_b\| = \min_i \|v - w_i\| \quad (1)$$

- Xác định bán kính lân cận của BMU:

$$\sigma_t = \sigma_0 \exp\left[-\frac{t}{\lambda}\right] \text{ là hàm nội suy bán kính}$$

(giảm dần theo số lần lặp), với σ_0 là bán kính tại thời điểm t_0 ; hằng số thời gian $\lambda = \frac{K}{\log \sigma_0}$, với

K là tổng số lần lặp.

- Cập nhật lại trọng số cho các neuron lân cận của BMU theo hướng gần hơn với vector đầu vào v

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) h_{bij}(t) [v_j - w_{ij}(t)] \quad (2)$$

Trong đó:

$$\alpha(t) = \alpha_0 \exp\left[-\frac{t}{\lambda}\right] \text{ là hàm nội suy tốc độ học,}$$

với α_0 là giá trị khởi tạo của tốc độ học.

+ $h_{bij}(t)$ hàm nội suy theo thời gian học, thể hiện sự tác động của khoảng cách đối với quá trình học,

được tính theo công thức

$$h_{bi} = \exp\left[-\frac{\|r_b - r_i\|^2}{2\sigma^2 t}\right] \text{ trong đó } r_b \text{ và } r_i \text{ là vị}$$

trí của noron b và noron i trong ma trận Kohonen.

Hàm lỗi của SOM xét trong trường hợp tập dữ liệu rời

$$\text{rạc } E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M h_{ij} \|v_i - w_j\|^2 \text{ trong đó, } N \text{ là số mẫu}$$

đầu vào, M số noron trong lớp Kohonen

Thuật toán học SOM được tóm lược trong 5 bước cơ bản như sau:

Bước 1: Xác định cấu hình mạng, và các tham số.
 Bước 2: Khởi tạo ngẫu nhiên trọng số của các noron lớp Kohonen

Lặp lại

Bước 3: Đọc mẫu học v_i đưa vào lớp vào.

Bước 4: Tìm noron chiến thắng (BMU) trong lớp Kohonen (gần mẫu học v nhất)

Bước 5: Duyệt mỗi noron trong bán kính lân cận của BMU:

- Cập nhật lại trọng số theo công thức (2)

Cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng.

Các điểm cần lưu ý trong thuật toán học:

- *Khởi tạo các tham số:* SOM bị ảnh hưởng rất nhiều bởi quá trình lựa chọn các tham số của mạng. Các tham số này bao gồm: kích thước của bản đồ ($Width/Height$), số lần lặp (K), bán kính khởi tạo (σ_0), giá trị khởi tạo cho tốc độ học (α_0). Thực tế không có một hướng dẫn cụ thể cho việc lựa chọn các tham số này ứng với các bài toán áp dụng SOM, do vậy, việc “thử sai” (*trial and error*) là cần thiết nhằm xác định tập các giá trị thích hợp ứng với tập dữ liệu đầu vào.

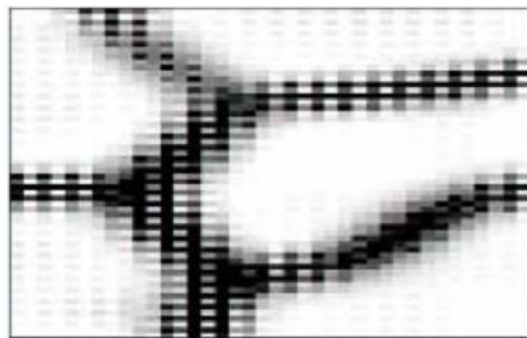
- *Điều kiện dừng:* Có thể dựa trên số lần lặp, số mẫu học, hay độ cân bằng của mạng (các trọng số thay đổi dưới một ngưỡng nhất định).

2.3 Trực quan mạng sử dụng ma trận khoảng cách

Phương pháp này sử dụng khoảng cách giữa các vector trọng số của mỗi noron như là một tiêu chuẩn để xác định ranh giới giữa các cụm. Giải pháp thường dùng là xây dựng ma trận U-Matrix [7], sau đó mã hóa ma trận này theo mức xám (H.4). Các cụm trong ma trận là các vùng màu sáng (khoảng cách giữa vector trọng số của các noron nhỏ), các vùng màu tối (khoảng cách lớn) là miền phân cách giữa các cụm.

Để xác định mỗi đơn vị trong ma trận thuộc về cụm nào, người ta thường sử dụng thuật toán tích tụ [9,10]. Các bước của thuật toán như sau:

- Bước 1: Quy cho mỗi đơn vị trong ma trận một cụm riêng
- Bước 2: Tính toán khoảng cách giữa tất cả các cụm
- Bước 3: Ghép hai cụm gần nhất
- Bước 4: Nếu số cụm tồn tại bằng số cụm do người dùng định nghĩa trước thì dừng, nếu không lặp lại từ bước 2



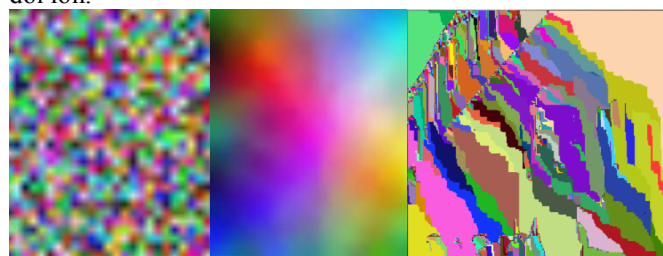
H.4 Minh họa U-Matrix được mã hóa theo mức xám

Cũng có thể áp dụng thuật toán loang để phát hiện các cụm một cách tự nhiên. Trong trường hợp giá trị trọng số của các noron biến thiên nhỏ thì giải thuật này hầu như thất bại (do khó xác định được chính xác ranh giới của cụm).

2.4 Hạn chế của mô hình phân cụm sử dụng giải thuật SOM chuẩn khi áp dụng phân cụm màu trên ảnh

Khó khăn thứ nhất là việc phát hiện số lượng và biên cụm theo nội dung của ảnh: nếu áp dụng thuật toán tích tụ cần biết trước số cụm cần hình thành; còn áp dụng thuật toán loang thường thất bại do khó xác định được ranh giới chính xác giữa các cụm khi các điểm màu trên ảnh có sự biến thiên nhỏ (H.5c).

Khó khăn thứ hai là tốc độ hội tụ của giải thuật chậm do khối lượng tính toán lớn. Xét một mạng SOM với kích thước $20 \times 30 = 600$ noron, độ phân giải của bức ảnh đầu vào được tính bằng đơn vị megapixel tức là có tới hàng triệu điểm ảnh. Như vậy riêng trong quá trình huấn luyện, việc tìm BMU đã phải duyệt qua khoảng 600 triệu lần các noron. Ngoài ra, các thuật toán để hình thành cụm cũng đòi hỏi số lần lặp tương đối lớn.



a) Tập đầu vào ngẫu nhiên

b) Ma trận Kohonen

c) Kết quả hình thành cụm

H.5 Phân cụm thất bại khi sử dụng thuật toán loang
 Để khắc phục hai hạn chế đó cần một giải pháp hình thành cụm phù hợp và tăng tốc độ giải thuật. Đó là giải thuật SOM cải tiến của bài báo này.

3. Giải thuật SOM cải tiến

3.1 Các nguyên tắc thiết lập cụm

Giải thuật SOM cải tiến (gọi là PSOM) xuất phát từ ý tưởng xác định chỉ số cụm của mỗi noron ngay trong quá trình huấn luyện, với giả thiết ban đầu mỗi noron chưa có chỉ số thuộc bất kỳ cụm nào. Với mỗi noron chiến thắng (BMU) tại một bước trong quá trình huấn luyện ta xét 4 nguyên tắc để thiết lập cụm như sau:

- **Nguyên tắc hình thành cụm:** nếu BMU chưa thuộc về một cụm nào thì hình thành một cụm mới, gồm BMU và những noron khác trong bán kính tác động của BMU nếu những noron này cũng chưa thuộc một cụm nào. Nếu những noron trong bán kính tác động của BMU đã thuộc một cụm nào đó thì xảy ra tranh chấp noron giữa cụm mới và cụm cũ.
- **Nguyên tắc phân ly cụm:** nếu BMU đã thuộc một cụm nào đó thì xét điều kiện phân ly: nếu đặc trưng của BMU khác so với đặc trưng của cụm chứa nó một giá trị $k \geq T$ (ngưỡng phân ly) thì bản thân BMU sẽ hình thành một cụm mới theo nguyên tắc hình thành cụm; ngược lại BMU sẽ củng cố cụm theo nguyên tắc mở rộng cụm.
- **Nguyên tắc mở rộng cụm:** nếu BMU đã thuộc một cụm nào đó nhưng không thỏa điều kiện phân ly thì nó sẽ củng cố cho chính cụm chứa nó bằng cách kết nạp thêm những noron trong bán kính tác động của nó vào cụm theo nguyên tắc tương tự như hình thành cụm.
- **Nguyên tắc tranh chấp noron:** một noron M được coi là bị tranh chấp nếu nó đã thuộc một cụm G_1 và lại nằm trong bán kính tác động của một BMU. Gọi k_1 là giá trị khác biệt giữa đặc trưng của M và đặc trưng của G_1 ; k_2 là giá trị khác biệt giữa đặc trưng của M và BMU. Nếu $k_1 < k_2$ thì M vẫn thuộc về cụm G_1 . Ngược lại, M thuộc về cụm của BMU.

3.2 Giải thuật PSOM

Giải thuật PSOM thực chất là giải thuật SOM được bổ sung thêm bước sáu. Cụ thể như sau:

Bước 1: Xác định cấu hình mạng, và các tham số.
Bước 2: Khởi tạo ngẫu nhiên trọng số của các noron lớp Kohonen
Lặp lại
Bước 3: Đọc mẫu học v , đưa vào lớp đầu vào.
Bước 4: Tìm BMU trong lớp Kohonen.
Bước 5:
 - Xét 2 nguyên tắc hình thành cụm mới hoặc phân ly cụm
 - Duyệt mỗi noron trong bán kính lân cận của BMU:
 + Cập nhật lại trọng số theo công thức (2)
 + Củng cố cụm theo 2 nguyên tắc mở rộng cụm và tranh chấp noron
Cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng.

Nhận xét: Bước 5 sửa đổi được bổ sung thêm việc xét các nguyên tắc thiết lập cụm.

- Nếu BMU chưa thuộc cụm nào thì hình thành cụm mới, ngược lại nếu đã thuộc một cụm nào đó thì xét điều kiện phân ly. Nếu thỏa điều kiện phân ly thì tách BMU ra khỏi nhóm cũ để hình thành nhóm mới.
- Duyệt mỗi noron N_i trong bán kính lân cận của BMU, thực hiện:
 + Cập nhật lại trọng số theo công thức (2)
 + Nếu N_i chưa thuộc cụm nào thì kết nạp N_i vào cụm của BMU, ngược lại đã thuộc một cụm G_{Ni} nào

đó thì xảy ra tranh chấp noron N_i giữa G_{BMU} (cụm chứa BMU) và G_{Ni} (cụm chứa N_i).

Nội dung Bước 5 được thể hiện dưới dạng ngôn ngữ giả lập trình như sau:

```

/*Nếu BMU chưa thuộc một cụm nào*/
If BMU.GroupName=null Then
    GroupCount = GroupCount+1;
    /*Hình thành cụm mới*/
    BMU.GroupName= GroupCount;
Else /*Nếu BMU đã thuộc một cụm nào đó*/
    K=Dist(WBMU,WNhóm chứa BMU);
    /*Hình thành cụm mới do phân ly*/
    If K>=T Then /*T là ngưỡng phân ly*/
        GroupCount = GroupCount+1;
        BMU.GroupName= GroupCount;
    End If
End If
/*Duyệt qua mỗi noron Ni trong tập NR (là tập noron nằm trong bán kính lân cận của BMU)*/
For Each Ni in NR
    /*Cập nhật trọng số Ni theo công thức (2)*/
    UpdateWeight(Ni);
    /*Nếu Ni chưa thuộc cụm nào*/
    If Ni.GroupName=null Then
        Ni.GroupName=BMU.GroupName
    Else
        If Ni.GroupName ≠ BMU.GroupName Then
            /*Cụm G(BMU) (chứa BMU) cạnh tranh với cụm G(Ni) (chứa Ni) để giành noron Ni*/
            If Compete(G(BMU),G(Ni)) = true Then
                Ni.GroupName=BMU.GroupName;
            End if;
        End if;
    Next;

```

trong đó:

- W là vector trọng số (đặc trưng) của noron
- $GroupName$ chỉ ra tên cụm mà noron thuộc về, khi noron chưa thuộc về một cụm nào thuộc tính này nhận giá trị null.
- Biến $GroupCount$ cho biết tổng số cụm vào thời điểm hiện tại.
- Hàm $Dist(W_{BMU}, W_{Cụm chứa BMU})$ trả về giá trị khác biệt (khoảng cách) giữa vector đặc trưng BMU và vector đặc trưng của cụm chứa BMU. Có nhiều cách xác định vector đặc trưng của cụm. Trong bài báo này chúng tôi sử dụng trung bình cộng của các vector đặc trưng của mỗi noron thành phần trong cụm.
- Hàm $Compete(G(BMU), G(Ni))=true$ nếu kết quả cạnh tranh noron N_i thuộc về cụm $G(BMU)$, ngược lại trả về giá trị false.

```

Function Compete(G(BMU),G(Ni))
    C=false;
    If Dist(WG(BMU),WNi)<Dist(WG(Ni),WNi) Then

```



```
C=true;
return C;
End Function
```

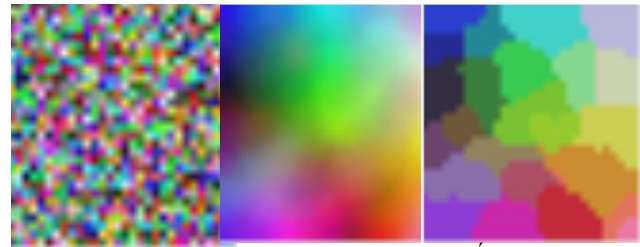
4. Thực nghiệm

4.1 Thiết kế cấu trúc mạng để phân cụm màu ảnh

Mỗi điểm ảnh được coi là một vector đầu vào với 3 thành phần Red, Green, Blue. Như vậy, mạng gồm có 3 đầu vào tương ứng với 3 giá trị màu của điểm ảnh. Kích thước bản đồ (*width, height*) là (20,40).

4.2 Huấn luyện mạng sử dụng PSOM

Hình H.6 thể hiện trực quan kết quả huấn luyện và phân cụm các neuron trực tiếp trên ma trận Kohonen bằng giải thuật PSOM. Kết quả ở H.6c với các cụm được hình thành rõ ràng, hơn hẳn so với kết quả ở H.5c (sử dụng thuật toán loang để phát hiện biên cụm).



a) Tập đầu vào ngẫu nhiên

b) Ma trận Kohonen

c) Kết quả hình thành cụm

H.6 PSOM phân cụm trên lớp Kohonen với tập huấn luyện ngẫu nhiên

4.3 Thử nghiệm khả năng phân cụm màu trên ảnh số

Sử dụng kết quả huấn luyện của PSOM để phân cụm màu trên các ảnh. Cụ thể, mẫu 1 là ảnh vào với các chi tiết phân biệt màu sắc khá rõ; mẫu 2 là ảnh chụp tự nhiên. Cả hai trường hợp đều cho kết quả phân cụm khả quan (H.7). Với các ảnh chụp tự nhiên khác, kết quả thử nghiệm là tương tự. Bằng trực quan cho thấy các cụm được nhận dạng chính xác. Giải thuật PSOM đã có hiệu quả.

Mẫu	Ảnh vào	Hình ảnh ma trận Kohonen	Hình thành cụm trên ma trận Kohonen	Phân cụm màu trên ảnh
1				
2				

H.7 Khả năng phân cụm màu ảnh sử dụng PSOM

Tài liệu tham khảo

- [1] Juha Vesanto, "Data Mining techniques based on the Self-Organizing Map", *Thesis for the degree of Master in Engineering, Helsinki University of Technology*, 1997.
- [2] Juha Vesanto, "Using SOM in Data Mining", *Licentiate's thesis, Helsinki University of Technology*, 2000.
- [3] Merja Oja, Samuel Kaski, and Teuvo Kohonen, "Bibliography of Self-Organizing Map (SOM) Papers", *1998-2001 Addendum, Neural Computing Surveys* (3), pp.1-156, 2003.
- [4] Teuvo Kohonen, "Self-Organizing Maps", *Springer*, 3rd Edition, 2001.

- [5] J. Han and M. Kamber, "Data Mining - Concepts and Techniques", *Morgan Kaufmann*, Chapter 8, 2001.

- [6] Jari Kangas and Teuvo Kohonen, "Developments and Application of the Self-Organizing Map and Related Algorithms", *Mathematics and Computers in Simulation*, 1996.

- [7] Alfred Ultsch and H. Peter Siemon, "Kohonen's self-organizing feature maps for exploratory data analysis", *Proceedings of the International Neural Network Conference (INNC'90)*, pages 305-308. Kluwer, 1990.

- [8] M. A. Kraaijeveld, J. Mao, and A. K. Jain, "A nonlinear projection method based on kohonen's

topology preserving maps”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 6(3):548-559, 1995.

[9] Anil K. Jain, Richard C. Dubes, “Algorithms for clustering data”, *Prentice Hall*, 1988.

[10] Fuliang Weng, Andreas Stolcke, and Ananth Sankar, “Hub4 Language Modeling Using Domain Interpolation and Data Clustering”, *Speech Technology And Research Laboratory, SRI International Menlo Park, California*, 1997.

[11] <http://www.ifs.tuwien.ac.at/dm/somtoolbox/visualisations.html>



Nguyễn Quang Hoan nhận bằng Kỹ sư Tự động điều khiển-Kỹ nghệ Máy tính tại Trường Đại học Đường sắt Mockova (Liên xô cũ) năm 1973, học vị Tiến sỹ tại Viện Công nghệ Thông tin, Viện Khoa học, Công nghệ Việt Nam (Viện Hàn lâm Khoa Học: theo tên ngoại giao) năm 1997, học hàm PGS năm 2002.

PGS Nguyễn Quang Hoan làm nghiên cứu viên tại Viện Công nghệ Thông tin Việt Nam (Viện Hàn lâm: theo tên ngoại giao) Khoa học, Công nghệ Việt Nam 24 năm (1974-1998); giảng viên 12 năm (1998-2010), trưởng khoa Công nghệ Thông tin và giữ một vài vị trí khác tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.

Ông quan tâm về điều khiển, tin học sử dụng các phương pháp tiên tiến, đặc biệt Nơ ron và các hệ lai với Nơ ron. PGS đang là Giảng viên, Chủ tịch Hội đồng Khoa học Đào tạo ngành CNTT tại Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng yên; người tư vấn (giữ một vài vị trí) về nghiên cứu khoa học, đào tạo và các dự án đầu tư liên quan ở một số đơn vị khác.



Lê Anh Tú sinh năm 1980, nhận bằng thạc sỹ ngành Công nghệ thông tin của Đại học Thái Nguyên. Hiện đang làm nghiên cứu sinh tại Viện Công nghệ thông tin – Viện Khoa học Việt Nam. Giảng viên tại Trường Đại học Công nghệ thông tin và truyền thông – Đại học Thái Nguyên.

Hướng nghiên cứu chính về mạng không dây di động và mạng nơron nhân tạo.