ĐẠI HỌC HẠ LONG
Học để thành công

TẠP CHÍ KHOA HỌC ĐẠI HỌC HẠ LONG
Scientific Journal of Ha Long University
http://uhl.edu.vn/

CẢI TIẾN KỸ THUẬT TRỰC QUAN MẠNG NƠRON SOM ÁP DỤNG CHO PHÂN ĐOẠN ẢNH

Lê Anh Tú[1*]

[1]*Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Hạ Long*

**Email: leanhtu@daihochalong.edu.vn*

Ngày nhận bài: 25/08/2021 *Ngày chấp nhận đăng: 10/12/2021*

TÓM TẮT

Mạng nơron tự tổ chức (SOM - Self Organization Map) cho phép tạo ra một bản đồ đặc trưng của dữ liệu. Tuy nhiên, để quan sát được bản đồ này cần phải sử dụng các kỹ thuật trực quan. Ma trận khoảng cách U-matrix là một trong các kỹ thuật trực quan như vậy. Tuy nhiên, U-matrix có kích thước lớn gấp 4 lần bản đồ, điều này làm tăng độ phức tạp tính toán. Bài báo đề xuất xây dựng U-matrix cải tiến có kích thước tương đương với kích thước bản đồ SOM mà vẫn đảm bảo khả năng trực quan tương đương với U-matrix. Chúng tôi tiếp tục đề xuất một thuật toán phân vùng với số vùng xác định trước cho ma trận trực quan thu được (U-matrix cải tiến). Kết quả phân vùng đối với U-matrix cải tiến được thử nghiệm cho bài toán phân đoạn ảnh.

Từ khóa: *Kohonen, mạng nơron nhân tạo, phân cụm, trực quan, tự tổ chức*

IMPROVING THE VISUALIZATION TECHNIQUE OF SOM NEURAL NETWORK FOR IMAGE SEGMENTATION

ABSTRACT

The Self-Organizing Map (SOM) neural network generates a feature map of the data. In order to observe this map, it is necessary to use visualization techniques. The U-matrix distance matrix is one such technique and is commonly used in visualization. However, the size of the U-matrix is four times larger than the size of the map, which increases the computational complexity. This paper proposes an improved U-matrix with the same size as the SOM map but still ensures the same visual ability as U-matrix. We further propose a partitioning algorithm with a predefined number of regions for the resulting visualization matrix (improved U-matrix). Results of partitioning for improved U-matrix are tested for the image segmentation problem.

Keywords: *Artificial Neural Network, clustering, Kohonen, Self-Organizing, visualization*

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Mô hình mạng nơron SOM được đề xuất bởi Teuvo Kohonen (Kohonen, 2001) cho phép ánh xạ dữ liệu từ một không gian nhiều chiều về một không gian ít chiều hơn, thường là hai chiều. SOM được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như: phân cụm dữ liệu (Behbahani và Nasrabadi, 2009), khai phá dữ liệu ảnh (Skuratov và nnk, 2020), khai phá dữ liệu âm thanh (Giudicepietro và nnk, 2021) và nhiều lĩnh vực khác (Cottrell và nnk, 2018)…Về bản chất, mạng nơron SOM chỉ tạo ra một bản đồ đặc trưng của dữ liệu. Do vậy, khi áp dụng SOM trong lĩnh vực khai phá dữ liệu cần thực hiện thêm các kỹ thuật trực quan

và phân cụm dựa trên bản đồ đặc trưng.

Kỹ thuật trực quan là phương pháp biểu diễn bản đồ đặc trưng của dữ liệu dưới dạng hình ảnh có thể quan sát được. Nhiều kỹ thuật trực quan khác nhau đã được đề xuất (ISTIS - Vienna University of Technology, 2010). Ví dụ: Trực quan dựa trên khoảng cách giữa các nơron U-Matrix (Ultsch và Siemon, 1990), trực quan dựa trên mật độ kết nối giữa các nút P-Matrix (Ultsch, 2003) và Cluster Connections (Merkl và Rauber, 1997), trực quan bằng đồ thị (Poelzlbauer và nnk, 2005), trực quan dựa trên các lớp nhãn của dữ liệu (Mayer và nnk, 2007)… trong đó, U-Matrix biểu diễn khoảng cách giữa các vector của mỗi nơron dưới dạng mức xám. Đây là kỹ thuật trực quan được sử dụng phổ biến do Teuvo Kohonen đề xuất.

Tuy nhiên, hầu hết các kỹ thuật trực quan không chỉ ra ranh giới rõ ràng giữa các vùng, nên chưa thể áp dụng trong một số lĩnh vực khai phá dữ liệu như phân cụm, phân lớp dữ liệu. Xét về bản chất, mạng nơron SOM đã thực hiện gom các dữ liệu có đặc trưng tương đồng để biểu diễn trên một nơron hoặc các nơron gần nhau, do đó phân cụm dữ liệu thực chất là phân cụm các nơron.

Một trong các phương pháp để phân cụm nơron trực tiếp trên ma trận Kohonen đó là sử dụng thuật toán "tích tụ" (Glen, 2018). Nguyên tắc thực hiện của thuật toán là coi mỗi nơron như một cụm. Quá trình tích tụ thực hiện tìm hai cụm láng giềng có độ phi tương tự về đặc trưng nhỏ nhất để ghép thành một cụm. Quá trình này được lặp cho tới khi đạt được số cụm do người dùng định nghĩa.

Bài báo này trình bày kỹ thuật xây dựng ma trận trực quan U-Matrix cải tiến và phương pháp phân cụm dữ liệu cho mạng nơron SOM dựa trên U-Matrix cải tiến.

Các phần tiếp theo của bài báo gồm: phần 2 trình bày thuật toán mạng nơron SOM, phần 3 phân tích kỹ thuật trực quan sử dụng U-Matrix và đề xuất phương pháp cải tiến, phần 4 trình bày thuật toán phân cụm dữ liệu dựa trên ma trận khoảng cách cải tiến, phần 5 trình bày kết quả thực nghiệm phân đoạn ảnh và phần kết luận.

2. MẠNG NƠRON SOM

Mạng nơron SOM gồm lớp tín hiệu vào và lớp ra Kohonen. Lớp Kohonen thường được tổ chức dưới dạng một ma trận 2 chiều các nơron (kích thước n x m). Mỗi đơn vị i (nơron) trong lớp Kohonen được gắn một vector trọng số $w_i = [w_{i,1}, w_{i,2}, \ldots, w_{i,q}]$, với q là kích thước vector đầu vào; $w_{i,j}$ là trọng số của nơron i ứng với đầu vào j. Quá trình huấn luyện mạng được lặp nhiều lần, tại lần lặp thứ t thực hiện 3 bước:

Bước 1- Tìm BMU (Best Matching Unit): chọn ngẫu nhiên một đầu vào v từ tập dữ liệu, tìm kiếm trên ma trận Kohonen một nơron c có hàm khoảng cách *dist* nhỏ nhất xác định theo công thức (1) (có thể sử dụng hàm Euclidian, Manhattan hay Vector Dot Product). Nơron c được gọi là BMU.

$$dist = ||v - w_c|| = \min_i \{||v - w_i||\} \quad (1)$$

Trong đó: w_c là vector trọng số của BMU, w_i là vector trọng số của nơron i với $i \neq c$ và $1 \leq i \leq nxm$.

Bước 2- Tính bán kính lân cận của BMU tại lần lặp thứ t ($1 \leq t \leq K$) theo công thức (2):

$$N_c(t) = N_0 \exp\left[-\frac{t}{\lambda}\right] \quad (2)$$

Trong đó: $N_c(t)$ là bán kính lân cận của BMU (dạng hàm nội suy, giảm dần theo số lần lặp, Hình 1); với N_0 là bán kính khởi tạo; hằng số thời gian $\lambda = \frac{K}{\log(N_0)}$, với K là tổng số lần lặp.

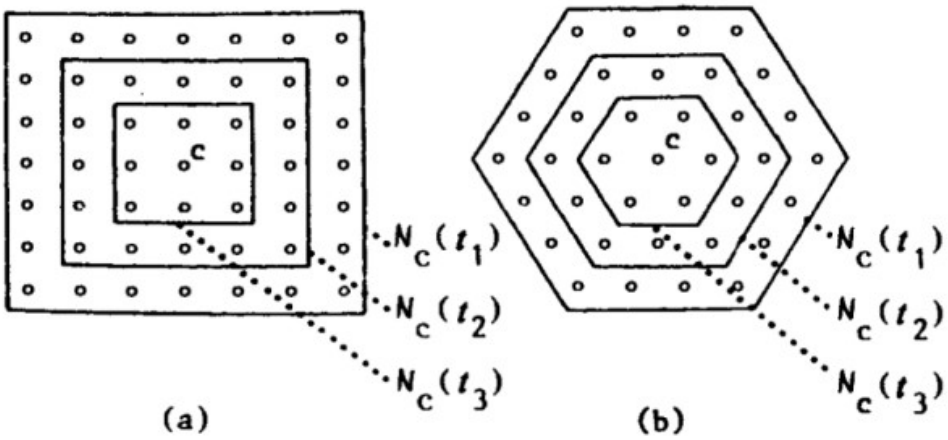
Bước 3- Cập nhật lại trọng số của các nơron trong bán kính lân cận của BMU (nơron c) theo hướng gần hơn với vector đầu vào v theo công thức (3):

$$w_i(t+1) = w_i(t) + N_c(t) h_{ci}(t)[v - w_i(t)] \quad (3)$$

Trong đó: $w_i(t)$ là vector trọng số của nơron i tại lần lặp thứ t; $h_{ci}(t)$ là 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 (4):

$$h_{ci}(t) = \exp\left[-\frac{||r_c - r_i||^2}{2N_c^2(t)}\right] \quad (4)$$

với r_c và r_i là vị trí của nơron c và nơron i trong ma trận Kohonen.



Hình 1. Minh họa hai cách xác định lân cận của BMU theo hình vuông (a) và hình lục giác (b) ở các thời điểm $t_1<t_2<t_3$

Theo Kohonen (2001), các lân cận của BMU được xác định theo hình vuông hoặc hình lục giác như Hình 1. Vì hàm $h_{ci}(t)$ bị ảnh hưởng bởi khoảng cách từ BMU tới nơron trong bán kính lân cận, nên việc cập nhật trọng số cho các nơron trong bán kính lân cận sẽ đồng đều hơn nếu vùng lân cận được xác định theo hình lục giác (vì khoảng cách từ BMU tới các nơron lân cận đều nhau). Trường hợp vùng lân cận được xác định bằng hình vuông thì nơron lân cận của BMU theo đường chéo được điều chỉnh ít hơn so với các nơron lân cận theo chiều ngang hoặc chiều dọc (do khoảng cách theo đường chéo lớn hơn). Do vậy, hai nơron liền kề theo chiều ngang (hoặc dọc) có sự khác biệt ít hơn so với nơron liền kề theo đường chéo. Đây là nguyên nhân làm cho dữ liệu trên bản đồ đặc trưng có xu hướng biến thiên nhiều theo đường chéo. Mặt khác, do thói quen tổ chức dữ liệu nên người ta hay xác định vùng lân cận theo hình vuông. Trong trường hợp này, việc xây dựng ma trận trực quan dựa trên khoảng cách giữa các nơron nên quan tâm nhiều hơn tới các giá trị khoảng cách theo đường chéo. Phần tiếp theo, chúng tôi đề xuất xây dựng U-matrix cải tiến theo nguyên tắc này.

3. U-MATRIX VÀ ĐỀ XUẤT CẢI TIẾN

Ma trận trực quan U-Matrix do Teuvo Kohonen đề xuất, biểu diễn sự phân bố của dữ liệu theo mức xám. Các vùng màu sáng trong ma trận biểu diễn các cụm (khoảng cách giữa vector trọng số của các nơron nhỏ), các vùng màu tối (khoảng cách lớn) là miền phân cách giữa các cụm.

Từ ma trận Kohonen, ma trận U-Matrix V biểu diễn khoảng cách giữa các nơron theo nguyên tắc: Nơron tại vị trí (i,j) trong ma trận Kohonen có vector trọng số tương ứng là $w_{i,j}$ sẽ được biểu diễn bởi các phần tử $dx_{(i,j)}$, $dy_{(i,j)}$, $dxy_{(i,j)}$ và $du_{(i,j)}$ là các khoảng cách Euclidian được xác định như minh họa ở Hình 2.

Như vậy, ma trận V có kích thước là $(2n-1)\times(2m-1)$ được xác định theo công thức (5).

$$V=\begin{bmatrix} du_{(1,1)} & dx_{(1,1)} & du_{(2,1)} & \dots & dx_{(m,1)} \\ dy_{(1,1)} & dxy_{(1,1)} & dy_{(2,1)} & \dots & dxy_{(m,1)} \\ du_{(1,2)} & dx_{(1,2)} & du_{(2,2)} & \dots & dx_{(m,2)} \\ dy_{(1,2)} & dxy_{(1,2)} & dy_{(2,2)} & \dots & dxy_{(m,2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ du_{(1,n)} & dx_{(1,n)} & du_{(2,n)} & \dots & dx_{(m,n)} \\ dy_{(1,n)} & dxy_{(1,n)} & dy_{(2,n)} & \dots & dxy_{(m,n)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Trong đó, các phần tử $dx_{(i,j)}$, $dy_{(i,j)}$, $dxy_{(i,j)}$ và $du_{(i,j)}$ được xác định như sau:

$$dx_{(i,j)} = \| w_{i,j} - w_{i+1,j} \|$$

$$dy_{(i,j)} = \| w_{i,j} - w_{i,j+1} \|$$

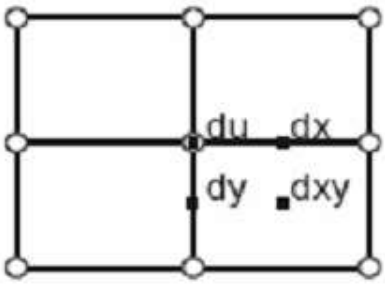
$$dxy_{(i,j)} = \frac{1}{2}\left(\frac{\| w_{i,j} - w_{i+1,j+1} \|}{\sqrt{2}} + \frac{\| w_{i,j+1} - w_{i+1,j} \|}{\sqrt{2}} \right)$$

$du_{(i,j)}$ được tính bằng giá trị trung bình của tám khoảng cách biên xung quanh.

Ma trận U-Matrix đạt được bằng cách chuyển đổi giá trị các phần tử của ma trận V thành giá trị theo mức xám (từ 0 đến 255).

Lý do mỗi phần tử (i, j) trong ma trận

Kohonen được biểu diễn bằng 4 phần tử $dx_{(i,j)}$, $dy_{(i,j)}$, $dxy_{(i,j)}$ và $du_{(i,j)}$ trong ma trận V là để làm nổi (tăng kích thước) miền phân cách giữa các cụm. Tuy nhiên, điều này làm kích thước của U-Matrix lớn gấp 4 lần kích thước của ma trận Kohonen.



Hình 2. Minh họa cách xây dựng ma trận khoảng cách *V*

Thực chất, việc biểu diễn mỗi phần tử trong ma trận Kohonen thành 4 phần tử trong ma trận V là không cần thiết. Do các giá trị khoảng cách được biểu diễn dưới dạng mức xám nên chỉ cần tăng độ lớn giá trị mức xám là có thể quan sát được. Ma trận U-Matrix nếu chỉ sử dụng *du* cũng có thể trực quan được.

Trong lớp Kohonen, nếu coi khoảng cách giữa các nơron là các vách ngăn để phân chia nơron vào các cụm, thì việc xây dựng một ma trận biểu diễn vách ngăn giữa các nơron này là phù hợp. Chúng tôi đề xuất xây dựng ma trận U-Matrix cải tiến V' có kích thước là $(n-1)\times(m-1)$, biểu diễn khoảng cách theo đường chéo giữa 4 nơron láng giềng liền kề (tại các vị trí tương ứng của ma trận Kohonen như *Hình 3*), trong đó, phần tử $v'(i,j)$ là khoảng cách trung bình của hai cặp vector trọng số nằm trên đường 2 chéo qua $v'(i,j)$. Tức là:

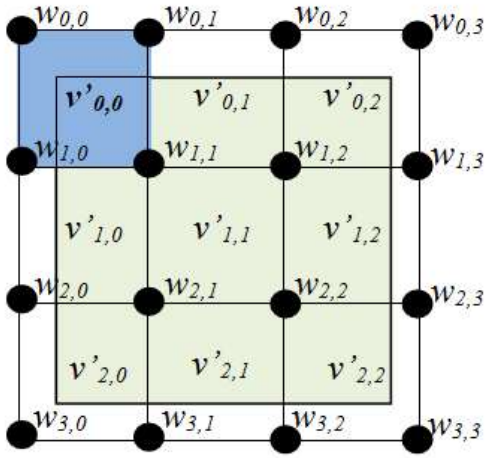
$$v'_{i,j}=(dist(w_{i,j},w_{i+1,j+1})+dist(w_{i+1,j},w_{i,j+1}))/2,$$

trong đó hàm *dist* là khoảng cách được tính theo Euclidian. Ví dụ:

$$v'_{0,0}=(dist(w_{0,0},w_{1,1})+dist(w_{1,0},w_{0,1}))/2$$

Các phần tử của U-Matrix cải tiến được tính bằng cách chuyển đổi giá trị các phần tử tương ứng của V' thành giá trị mức xám. Như vậy, kích thước của U-Matrix cải tiến bằng kích thước của V' (lưu ý rằng U-Matrix gốc có kích thước gấp 4 lần kích thước ma trận Kohonen). Thực tế, để làm nổi miền phân cách giữa các cụm có thể nhân mỗi phần tử của V' với một hệ số khuếch đại.

Ma trận U-Matrix cải tiến có đường ranh giới giữa các cụm mảnh hơn so với ma trận U-Matrix gốc (do mỗi phần tử trên ma trận Kohonen tương ứng với 4 phần tử trên U-Matrix gốc). Về chất lượng trực quan, cả hai giải pháp là tương đương do cách tính phần tử *du* tương tự cách tính $v'_{i,j}$. Về độ phức tạp tính toán, việc tính toán trên U-Matrix cải tiến sẽ giảm 4 lần so với U-Matrix gốc do U-Matrix cải tiến có kích thước bằng lớp Kohonen, trong khi U-Matrix gốc có kích thước lớp gấp 4 lần kích thước của lớp Kohonen.



Hình 3. Minh họa ma trận *V'* kích thước 3x3 hình thành từ ma trận Kohonen kích thước 4x4

4. PHÂN CỤM NƠRON DỰA TRÊN U-MATRIX CẢI TIẾN

Chúng tôi đề xuất xây dựng ma trận nhị phân V'' có kích thước bằng ma trận V', trong đó, mỗi phần tử $v''_{i,j}$ sẽ có giá trị là *0* hoặc *1*, các vùng giá trị *0* ($v''_{i,j}=0$) biểu diễn các cụm, các vùng có giá *1* ($v''_{i,j}=1$) biểu diễn biên cụm (miền phân cách các cụm).

Việc xác định giá trị của $v''_{i,j}$ thực hiện theo nguyên tắc: Nếu coi mỗi phần tử $v'_{i,j} \in V'$ (biểu diễn khoảng cách) là các vách ngăn giữa các nơron trong ma trận Kohonen, thì các nơron nào có vách ngăn giữa chúng nhỏ hơn ngưỡng H được coi là cùng một cụm. Tức là, nếu $v'_{i,j}<H$ thì $v''_{i,j}=0$, ngược lại $v''_{i,j}=1$. Quá trình để xác định k cụm thực hiện như sau:

Bước 1: Xác định phần từ nhỏ nhất trên ma trận V', gọi là $min(V')$

Bước 2: Khởi tạo $H=min(V')$; thiết lập

hằng số điều chỉnh p và hằng số làm mảnh biên cụm q (p, q là các giá trị được tăng thêm cho H, với $q < p$)

Bước 3: Xây dựng ma trận V'', bằng cách duyệt ma trận V', với mỗi phần tử $v'_{i,j} \in V'$, nếu $v'_{i,j} < H$ thì $v''_{i,j} = 0$, ngược lại $v''_{i,j} = 1$.

Bước 4: Xác định số cụm đạt được trong ma trận V'' sử dụng thuật toán tìm kiếm theo chiều rộng BFS (Breadth First Search). Nếu số cụm đạt được bằng k thì $H=H+q$ (làm mảnh ranh giới giữa các cụm), ngược lại $H=H+p$ (tiếp tục điều chỉnh H để đạt được k cụm). Lặp lại từ Bước 3 nếu số cụm đạt được vẫn nhỏ hơn hoặc bằng k.

Bước 5: Ánh xạ ma trận nhị phân V'' về ma trận Kohonen để xác định mỗi nơron thuộc về cụm nào. Các cụm nơron trên ma trận Kohonen tương ứng là các cụm trên ma trận V'' (vùng có $v''_{i,j} = 0$).

Tuy nhiên, có thể có một số nơron trên ma trận Kohonen lại có vị trí tương ứng với vùng trên ma trận V'' có các phần tử $v''_{i,j} = 1$, tức là nơron này nằm trên đường ranh giới giữa các cụm. Như vậy, các dữ liệu được đặc trưng bởi những nơron này không thuộc cụm nào trong k cụm. Điều này là hợp lý vì thực tế có những phần tử ngoại lai, không thuộc cụm nào. Nguyên nhân xuất hiện các phần tử ngoại lai có thể do mạng nơron chưa được huấn luyện đầy đủ hoặc tập dữ liệu tồn tại các phần tử ngoại lai thực sự.

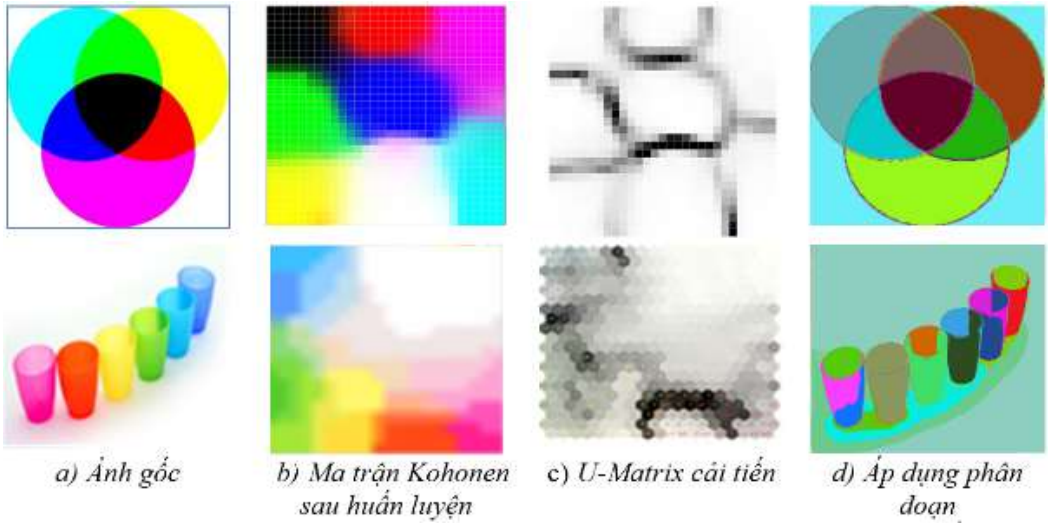
Chú ý rằng, khi sử dụng thuật toán tích tụ (Stephanie, 2018) để xác định k cụm, mỗi một nơron trong ma trận Kohonen chắc chắn sẽ thuộc về một cụm nào đó. Do vậy, tất cả dữ liệu đều được đặc trưng bởi k cụm, bao gồm cả các phần tử ngoại lai. Nên việc xác định các phần tử ngoại lai trong tập dữ liệu là không thể.

5. THỰC NGHIỆM

Đối với bài toán phân đoạn ảnh, mỗi điểm ảnh được coi là một vector đầu vào với ba thành phần Red, Green, Blue. Như vậy, mạng gồm có ba đầu vào tương ứng với ba giá trị màu của điểm ảnh.

Kích thước ma trận Kohonen: 30x30

Số lần huấn luyện bằng kích thước ảnh đầu vào (số điểm ảnh) Sau khi huấn luyện, các điểm ảnh được phân bố trên ma trận Kohonen như *Hình 4b* (chú ý: do mỗi nơron có vector trọng số gồm ba thành phần tương ứng với ba thành phần Red, Green, Blue nên mới có thể biểu diễn ma trận Kohonen dưới dạng hình ảnh. Với các dữ liệu khác không thể quan sát được như trường hợp này). Xây dựng U-Matrix cải tiến (*Hình 4c*) và ma trận nhị phân V'' với tham số H được điều chỉnh từ *0.030* đến *0.038*, giá trị mỗi lần điều chỉnh $p=0.001$, $q=0.0001$. *Hình 4c* là hình ảnh trực quan bằng U-matrix cho phép quan sát phân bố dữ liệu. Sử dụng SOM đã huấn luyện, chúng tôi thử nghiệm phân đoạn màu ảnh gốc đạt kết quả như *Hình 4d*. Bằng trực quan cho thấy kết quả phân đoạn màu ảnh gốc ở *Hình 4d* là chấp nhận được.



a) Ảnh gốc | b) Ma trận Kohonen sau huấn luyện | c) U-Matrix cải tiến | d) Áp dụng phân đoạn

Hình 4. Kết quả thử nghiệm phân cụm màu ảnh

6. KẾT LUẬN

Kỹ thuật trực quan dựa trên ma trận mức xám U-Matrix cải tiến được thực hiện theo nguyên tắc tương tự như ma trận U-Matrix gốc. Tuy nhiên, chúng tôi đã lược bỏ bớt các thành phần khoảng cách theo chiều dọc và chiều ngang (đây là các thành phần có sự biến thiên ít), chỉ giữ lại các thành phần khoảng cách theo đường chéo giữa 4 nơron láng giềng liền kề. Qua các phân tích và thực nghiệm đã thực hiện, chất lượng trực quan của ma trận U-Matrix cải tiến và U-Matrix gốc là tương đương. Dựa trên ma trận khoảng cách cải tiến đã đề xuất, chúng tôi tiếp tục đề xuất cách xác định ranh giới giữa các cụm trên ma trận khoảng cách khi cho trước số cụm cần hình thành. Kết quả thực nghiệm áp dụng giải pháp đề xuất cho bài toán phân đoạn ảnh là chấp nhận được.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Behbahani, S. & Nasrabadi, A. M. (2009). Application of SOM neural network in clustering. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, *2,* 637-643. DOI:10.4236/jbise.2009.28093.

Cottrell, M., Olteanu, M., Rossi, F. & Villa-Vialaneix, N. (2018). Self-Organizing Maps, theory and applications. *Revista de Investigacion Operacional*, *39* (1), 1-22.

Giudicepietro, F., Antonietta M., Esposito, M., Spina, L., Cannata, A., Morgavi, D., Layer, L., & Macedonio. G. (2021). Clustering of Experimental Seismo-Acoustic Events Using Self-Organizing Map (SOM). *Frontiers in Earth Science: Advanced Time Series Analysis in Geosciences*. DOI:10.3389/feart.2020.581742.

Glen, S. (2018). *Agglomerative Clustering*. Truy cập ngày 28/11/2021, từ https://www.statisticshowto.com/agglomerative-clustering.

ISTIS (Institute of Software Technology and Interactive Systems). (2010). *SOM Visualisations available in the Java SOMToolbox.* Truy cập ngày 28/11/2021, từ:http://www.ifs.tuwien.ac.at/dm/somtoolbox/visualisations.html.

Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps*. 3rd Edition, (pp. 105-176). Springer.

Mayer, R., Aziz, T. A. & Rauber, A. (2007). Visualising Class Distribution on Self-Organising Maps. *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN'07), Porto, Portugal, September 9-13, 2007,* (pp. 359-368). Springer Verlag.

Merkl, D. & Rauber, A. (1997). Alternative Ways for Cluster Visualization in Self-Organizing Maps, *WSOM97, Helsinki, Finland, June 4-6, 1997* (pp. 106-111).

Poelzlbauer, G., Rauber, A. & Dittenbach, M. (2005). Advanced Visualization Techniques for Self-Organizing Maps with Graph-Based Methods, *ISNN'05, Chongqing, China, May 30 - June 1, 2005* (pp. 75-80). Springer-Verlag.

Skuratov, V., Kuzmin, K., Nelin, I., & Sedankin, M. (2020). Application of Kohonen Self-Organizing Map to Search for Region of Interest in the Detection of Objects. *EUREKA: Physics and Engineering* (1), 62-69. DOI:10.21303/2461-4262.2020.001133.

Ultsch, A. (2003). Maps for the Visualization of High-Dimensional Data Spaces. *Proceedings Workshop on Self-Organizing Maps (WSOM 2003)*, *Kyushu, Japan, 2003,* (pp. 225-230).

Ultsch, A. & Siemon, H. P. (1990). Kohonen's Self-Organizing Feature Maps for Exploratory Data Analysis, *Proceedings of the International Neural Network Conference (INNC'90)*, *Kluwer, 1990,* (pp. 305-308).

THÔNG TIN TÁC GIẢ

TS. Lê Anh Tú

- Giảng viên khoa Công nghệ thông tin, Trưởng phòng Đào tạo - Trường Đại học Hạ Long.

- Lĩnh vực nghiên cứu: Mạng nơ ron nhân tạo, học máy, khai phá dữ liệu, mạng máy tính và truyền thông.