

A NEW PICTURE FUZZY CLUSTERING METHOD TO SEGMENT THE SURFACE WATER FROM SATELLITE IMAGES

Pham Huy Thong^{1,2,3}, Phung The Huan⁴, Hoang Thi Canh^{4*}, Tran Thi Ngan⁵

¹ Graduate School of Science and Technology, Vietnam Academy of Science and Technology

² Institute of Information Technology, Vietnam Academy of Science and Technology

³ VNU Information Technology Institute,

⁴ TNU - University of Information and Communication Technology, ⁵ Thuyloi University

ARTICLE INFO		ABSTRACT
Received:	09/8/2022	In recent years, the research directions on advanced fuzzy sets have been received a lot of attention from scientists, typically studies on Picture Fuzzy Set (PFS). Picture fuzzy set was proposed to solve the problems of noisy data in order to improve the clustering performance. With four membership degrees, including the positive, the neutral, the negative and the refusal, the optimal models using Picture fuzzy set have more choices and may yield more accurate results. In this paper, we propose a new Picture fuzzy clustering method named as PFSFCM. The proposed method is implemented and experimentally compared against the related methods, including the standard Picture fuzzy clustering (FCPFS), and the Confidence-weighted safe semi-supervised clustering (CS3FCM) in quality of clustering results with both of UCI dataset and Seattle Surface Water Dataset. The experimental results show that the proposed method has better performance comparing to selected methods on the same datasets.
Revised:	07/10/2022	
Published:	07/10/2022	
KEYWORDS		
Clustering		
Fuzzy clustering		
Picture fuzzy set		
Satellite image		
Surface water		

MỘT PHƯƠNG PHÁP PHÂN CỤM MỜ VIỄN CẢNH MỚI TRONG PHÂN ĐOẠN ẢNH VỆ TINH VÙNG NƯỚC

Phạm Huy Thông^{1,2,3}, Phùng Thế Huan⁴, Hoàng Thị Canh^{4*}, Trần Thị Ngan⁵

¹ Học viện Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

² Viện Công nghệ Thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam

³ Viện Công nghệ Thông tin - Đại học Quốc gia Hà Nội

⁴ Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông - ĐHTT Thái Nguyên, ⁵ Trường Đại học Thủy lợi

THÔNG TIN BÀI BÁO		TÓM TẮT
Ngày nhận bài:	09/8/2022	Gần đây, các hướng nghiên cứu trên tập mờ nâng cao đang nhận được nhiều sự quan tâm từ nhiều nhà nghiên cứu, điển hình là các nghiên cứu về tập mờ viễn cảnh. Tập mờ viễn cảnh đã được đề xuất để giải quyết các vấn đề về dữ liệu nhiễu nhằm nâng cao hiệu suất phân cụm. Với việc có 4 thuộc tính: Độ khẳng định, độ phủ định, độ do dự và độ từ chối giúp cho mô hình tối ưu sử dụng tập mờ viễn cảnh có nhiều lựa chọn hơn, có thể đem lại kết quả chính xác hơn. Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viễn cảnh mới có tên gọi PFSFCM. Phương pháp đề xuất được so sánh thực nghiệm với phương pháp phân cụm mờ viễn cảnh (FCPFS) và phương pháp phân cụm bán giám sát mờ an toàn có trọng số tin cậy (CS3FCM) về hiệu suất phân cụm trên cả bộ dữ liệu UCI và dữ liệu ảnh vệ tinh vùng nước. Các kết quả thực nghiệm chỉ ra rằng, phương pháp đề xuất của chúng tôi có hiệu suất tốt so với các phương pháp liên quan.
Ngày hoàn thiện:	07/10/2022	
Ngày đăng:	07/10/2022	
TỪ KHÓA		
Phân cụm		
Phân cụm mờ		
Tập mờ viễn cảnh		
Ảnh vệ tinh		
Mặt nước		

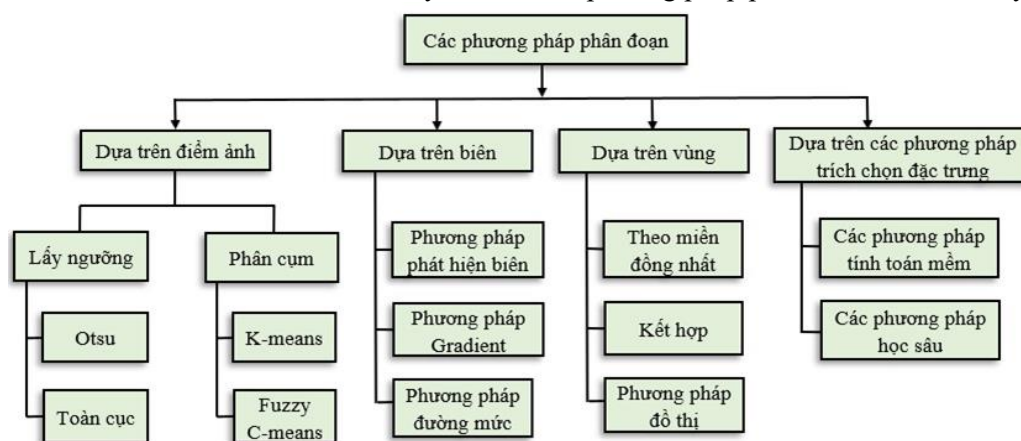
DOI: <https://doi.org/10.34238/tnu-jst.6342>

* Corresponding author. Email: htcanh@ictu.edu.vn

1. Giới thiệu

Phân cụm là kỹ thuật liên quan đến việc nhóm các điểm dữ liệu khác nhau vào các cụm khác nhau, trong đó các điểm dữ liệu trong cùng một cụm có độ tương tự cao hơn và các điểm dữ liệu trong hai cụm khác nhau có độ tương tự thấp hơn [1]. Phân cụm bao gồm phân cụm rõ và phân cụm mờ. Trong phân cụm rõ, một điểm dữ liệu thuộc về chính xác một cụm, còn trong phân cụm mờ, một điểm dữ liệu có thể thuộc nhiều hơn một cụm kèm theo thông tin về độ thuộc của điểm dữ liệu vào các cụm [2]. Trong phân cụm mờ, một số thông tin bổ trợ được đưa vào như các ràng buộc, các nhãn, độ thuộc của một số phần tử, v.v. để định hướng quá trình phân cụm được gọi là phương pháp phân cụm bán giám sát mờ.

Trong hệ thống xử lý ảnh, phân đoạn ảnh là quá trình rất quan trọng, nhằm phân tích hình ảnh thành những phần có cùng tính chất dựa theo biên hay các vùng liên thông. Phân đoạn ảnh phân vùng hình ảnh kỹ thuật số thành nhiều phân đoạn thường được sử dụng để xác định các đối tượng và đường biên trong hình ảnh. Theo một cách khác, phân đoạn hình ảnh là quá trình gán nhãn cho tất cả các điểm ảnh trong một hình ảnh sao cho các điểm ảnh có cùng nhãn thì cùng thuộc một phần hình ảnh nhất định. Hình 1 dưới đây sơ lược các phương pháp phân đoạn ảnh hiện nay.



Hình 1. Các phương pháp phân đoạn ảnh

Như trình bày trong Hình 1, nhìn chung các phương pháp này có thể được chia thành 3 xu hướng cơ bản: i) Áp dụng các kỹ thuật xử lý ảnh gồm: phương pháp lấy ngưỡng, phương pháp dựa trên biên và dựa trên vùng; ii) Áp dụng phương pháp phân cụm gồm: K-means [3], Fuzzy C-Means (FCM) [4]; iii) Áp dụng các phương pháp dựa trên tính toán mềm [5], các phương pháp dựa trên học sâu [6].

Trong quá trình thu thập dữ liệu có thể chứa những sai sót và nhầm lẫn, do đó có thể chứa nhiều và nhiều thông tin không chính xác [7]. Để giải quyết các vấn đề về dữ liệu nhiễu nhằm cải thiện hiệu suất phân cụm, khái niệm tập mờ viền cảnh [8] được sử dụng. Với việc có 4 thuộc tính: Độ khẳng định, độ phủ định, độ do dự và độ từ chối giúp cho các phương pháp phân cụm sử dụng tập mờ viền cảnh có nhiều lựa chọn hơn, đem lại kết quả chính xác hơn. Do đó bài báo này nghiên cứu đề xuất một phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viền cảnh mới và ứng dụng trong phân đoạn ảnh, phát hiện vùng nước từ ảnh vệ tinh.

Các phần tiếp theo của bài báo được trình bày như sau: Trong phần 2 chúng tôi trình bày về tập mờ và mở rộng cũng như trình bày phương pháp phân cụm mờ viền cảnh gốc FCPFS. Phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viền cảnh mới PFSFCM sẽ được trình bày trong phần 3. Trong phần 4 chúng tôi tiến hành thực nghiệm trên bộ dữ liệu UCI và ứng dụng thuật toán đề xuất trong phân đoạn ảnh vùng nước từ ảnh vệ tinh. Cuối cùng, phần 5 đưa ra các kết luận và đóng góp của bài báo, đề xuất hướng phát triển trong thời gian tới.

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Một số kiến thức cơ sở

2.1.1. Tập mờ và mở rộng

Tập mờ được định nghĩa bởi Zadeh vào năm 1965 như sau:

Định nghĩa 1. Một tập mờ [9] trong một tập nền khác rỗng X được định nghĩa như sau:

$$\dot{A} = \{(x, \mu_{\dot{A}}(x)) \mid \forall x \in X, \mu_{\dot{A}}(x) \in [0, 1]\} \quad (1)$$

Trong đó $\mu_{\dot{A}}(x)$ là độ thuộc của $x \in X$.

Tập mờ viễn cảnh được đề xuất bởi Bùi Công Cường vào năm 2014 trên cơ sở mở rộng và tổng quát hóa tập mờ Zadeh.

Định nghĩa 2. Một tập mờ viễn cảnh [8] trong một tập nền khác rỗng X được định nghĩa như sau:

$$A = \{(x, \mu_A(x), \eta_A(x), \gamma_A(x)) \mid x \in X\} \quad (2)$$

Trong đó $\mu_A(x)$ là độ khẳng định của mỗi phần tử $x \in X$, là độ do dự và $\gamma_A(x)$ là độ phủ định thỏa mãn các ràng buộc:

$$0 \leq \mu_{ij}, \eta_{ij}, \xi_{ij} \leq 1, 0 \leq \mu_A(x) + \eta_A(x) + \gamma_A(x) \leq 1 \quad (3)$$

Mức độ từ chối của một phần tử được tính như sau:

$$\xi_A(x) = 1 - (\mu_A(x) + \eta_A(x) + \gamma_A(x)) \quad (4)$$

Nếu $\xi_A(x) = \eta_A(x) = 0$ thì tập mờ viễn cảnh trở thành tập mờ truyền thống.

2.1.2. Phương pháp phân cụm mờ viễn cảnh gốc FCPFS

Trong nghiên cứu [10] đã đề xuất phương pháp phân cụm mờ viễn cảnh (FCPFS), với hàm mục tiêu được mô tả như sau:

$$J_m(U, \eta, \xi, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C (\mu_{ij}(2 - \xi_{ij}))^m \|x_i - v_j\|^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \eta_{ij}(\log \eta_{ij} + \xi_{ij}) \rightarrow \text{Min} \quad (5)$$

Với các ràng buộc:

$$0 \leq \mu_{ij}, \eta_{ij}, \xi_{ij} \leq 1, 0 \leq \mu_{ij} + \eta_{ij} + \xi_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq C \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^C \mu_{ij}(2 - \xi_{ij}) = 1, 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^C (\eta_{ij} + \frac{1}{C} \xi_{ij}) = 1, 1 \leq i \leq N \quad (8)$$

Sử dụng phương pháp Lagrange, tính toán được nghiệm tối ưu của hàm mục tiêu (5) như sau:

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij}(2 - \xi_{ij}))^m x_i}{\sum_{i=1}^N (\mu_{ij}(2 - \xi_{ij}))^m} \quad (9); \quad \mu_{ij} = \frac{1}{(2 - \xi_{ij}) \sum_{k=1}^C \left(\frac{\|x_i - v_j\|^2}{\|x_i - v_k\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (10)$$

$$\eta_{ij} = \frac{\exp(-\xi_{ij})}{\sum_{k=1}^C \exp(-\xi_{ik})} \left(1 - \frac{1}{C} \sum_{k=1}^C \xi_{ik} \right) \quad (11); \quad \xi_{ij} = 1 - (\mu_{ij} + \eta_{ij}) - (1 - (\mu_{ij} + \eta_{ij})^\alpha)^{1/\alpha} \quad (12)$$

Trong đó, $\alpha \in (0, 1)$ được gọi là hệ số mũ được sử dụng để điều khiển độ từ chối của các tập mờ viễn cảnh.

Phương pháp FCPFS có hiệu suất phân cụm tốt hơn so với các phương pháp FCM, SSFCM và CS3FCM, đặc biệt đối với dữ liệu chứa nhiễu. Điều này do phương pháp phân cụm mờ viễn cảnh FCPFS sử dụng tập mờ viễn cảnh, trong đó bao gồm 4 thuộc tính như độ thuộc, độ do dự, độ không thuộc và độ từ chối của một điểm dữ liệu đối với các cụm. Tuy nhiên hiệu suất của phương pháp này phụ thuộc vào quá trình khởi tạo các yếu tố ban đầu.

2.2. Phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viễn cảnh PFSFCM

Phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viễn cảnh PFSFCM được đề xuất dựa trên ý tưởng mở rộng thuật toán phân cụm mờ viễn cảnh gốc FCPFS và tập mờ viễn cảnh, bằng cách bổ sung vào hàm mục tiêu một thành phần đối với các điểm dữ liệu đã được gán nhãn. Hàm mục tiêu được biểu diễn như sau:

$$J(U, \eta, \xi, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^C (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}))^2 \|X_k - V_j\|^2 + \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^C \eta_{kj} (\log \eta_{kj} + \xi_{kj}) + \sum_{k=1}^L \sum_{j=1}^C (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}) - f_{kj})^2 \|X_k - V_j\|^2 \rightarrow \text{Min} \quad (13)$$

Với các ràng buộc:

$$\mu_{kj} + \eta_{kj} + \xi_{kj} \leq 1 \quad (14); \quad \sum_{j=1}^C (\eta_{kj} + \frac{\xi_{kj}}{C}) = 1 \quad (15); \quad \sum_{j=1}^C (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj})) = 1 \quad (16)$$

Trong đó tập dữ liệu $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ với số lượng phần tử N , số các phần tử được gán nhãn trong X : $L < N$; số lượng cụm (C); μ_{kj} , η_{kj} , ξ_{kj} lần lượt là độ thuộc, độ do dự, độ từ chối của phần tử X_k đối với cụm j , độ thuộc f_{kj} được gán nhãn k trong cụm j .

Các phương án tối ưu của mô hình được xác định thông qua phương pháp Lagrange:

$$V_j = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}))^2 X_k + \sum_{k=1}^L (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}) - f_{kj})^2 X_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}))^2 + \sum_{k=1}^L (\mu_{kj} (2 - \xi_{kj}) - f_{kj})^2} \quad (17)$$

$$\text{Độ thuộc } \mu \text{ của dữ liệu được gán nhãn: } \mu_{kj} = \frac{f_{kj}}{(2 - \xi_{kj})} + \frac{1}{2(2 - \xi_{kj}) \sum_{i=1}^C \frac{\|X_k - V_i\|^2}{\|X_k - V_j\|^2}} \quad (18)$$

$$\text{Độ thuộc } \mu \text{ của dữ liệu chưa được gán nhãn: } \mu_{kj} = \frac{1}{(2 - \xi_{kj}) \sum_{i=1}^C \frac{\|X_k - V_i\|^2}{\|X_k - V_j\|^2}} \quad (19)$$

Các độ thuộc khác được tính toán như sau:

$$\eta_{kj} = (1 - \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C \xi_{ki}) \frac{e^{-\xi_{kj}}}{\sum_{i=1}^C e^{-\xi_{ki}}} \quad (20); \quad \xi_{kj} = 1 - (\mu_{kj} + \eta_{kj}) - (1 - (\mu_{kj} + \eta_{kj})^\alpha)^{\frac{1}{\alpha}} \quad (21)$$

Các bước chính của thuật toán **PFSFCM** được trình bày trong Thuật toán 1 dưới đây.

Thuật toán 1. Thuật toán phân cụm mờ viễn cảnh mới PFSFCM

Đầu vào	Tập dữ liệu X với số phần tử N , số thuộc tính d , số phần tử được gán nhãn trong X : $L < N$; số cụm (C); ngưỡng $\varepsilon = 0.001$; tham số mờ $m = 2$; số mũ $\alpha \in (0, 1)$ và số lần lặp tối đa $\text{Maxsteps} = 1000$.
Đầu ra	Các ma trận độ thuộc μ, η, ξ và các tâm cụm V .

1:	Chạy thuật toán FCPFS với tất cả các phần tử dữ liệu để lấy $(\bar{\mu}_{kj}, \bar{\eta}_{kj}, \bar{\xi}_{kj}, \bar{V})$
2:	Khởi tạo: $t = 0$
3:	Khởi tạo $\mu_{kj}^t \leftarrow random; \eta_{kj}^t \leftarrow random; \xi_{kj}^t \leftarrow random$ ($k=1..N, j=1..C$) thỏa mãn các công thức (14-16)
4:	Repeat
5:	$t = t + 1$
6:	Tính V_j ($j=1, \dots, C$) bằng công thức (17)
7:	Tính $\mu_{kj}^{(t)}$ cho dữ liệu đã được gán nhãn ($k=1, \dots, L; j=1, \dots, C$) bằng công thức (18)
8:	Tính $\mu_{kj}^{(t)}$ cho dữ liệu chưa được gán nhãn ($k=L+1, \dots, C; j=1, \dots, C$) bằng công thức (19)
9:	Tính $\eta_{kj}^{(t)}$ ($k=1, \dots, N; j=1, \dots, C$) bằng công thức (20)
10:	Tính $\xi_{kj}^{(t)}$ ($k=1, \dots, N; j=1, \dots, C$) bằng công thức (21)
11:	Until $\ \mu^t - \mu^{t-1}\ + \ \eta^t - \eta^{t-1}\ + \ \xi^t - \xi^{t-1}\ \leq \varepsilon$ hoặc $Maxsteps \geq$ số lần lặp tối đa.

3. Kết quả thực nghiệm

3.1. Thực nghiệm trên bộ dữ liệu học máy UCI

Dữ liệu thực nghiệm được lấy từ bộ dữ liệu UCI [11]. Phương pháp PFSFCM đề xuất được so sánh với các phương pháp FCPFS [10] và CS3FCM [12] theo các tiêu chí: Độ chính xác phân cụm và Chất lượng phân cụm [13]. Các kết quả được trình bày trong Bảng 1, 2 dưới đây.

Bảng 1. Giá trị độ chính xác phân cụm

Phương pháp	PFSFCM		FCPFS		CS3FCM	
	Trung bình	Phương sai	Trung bình	Phương sai	Trung bình	Phương sai
Australian	0,5634	0,0673	0,5312	0,0150	0,5186	0,0153
Balance-scale	0,5702	0,0084	0,5944	0,0388	0,5404	0,0218
Dermatology	0,7095	0,0519	0,7155	0,0203	0,6728	0,0154
Heart	0,8593	0,0894	0,7233	0,0188	0,8081	0,0164
Iris	0,7913	0,0456	0,7542	0,0327	0,8069	0,0833
Spambase	0,6041	0,0255	0,5447	0,0146	0,5674	0,0478
Tae	0,4778	0,0223	0,4618	0,0461	0,4844	0,0194
Waweform	0,5625	0,0719	0,5174	0,0229	0,5134	0,0312
Wdbc	0,6922	0,0238	0,7471	0,0161	0,6041	0,0286
Wine	0,8235	0,0954	0,7922	0,0586	0,7579	0,0329

Bảng 2. Giá trị chất lượng phân cụm theo độ đo DB

Phương pháp	PFSFCM		FCPFS		CS3FCM	
	Trung bình	Phương sai	Trung bình	Phương sai	Trung bình	Phương sai
Australian	4,1262	0,2145	3,3491	0,0182	6,0265	0,0152
Balance-scale	2,2975	0,1562	3,1854	0,1062	4,9964	0,1919
Dermatology	11,5085	0,8933	9,9297	1,8434	15,5687	2,0770
Heart	2,0133	0,0632	2,2254	0,0261	2,4040	0,1521
Iris	3,0137	0,3986	3,0838	0,0539	3,4747	0,2629
Spambase	2,8995	0,4884	3,2775	0,0157	4,4607	0,5125
Tae	2,9948	0,1747	2,7060	0,1394	2,7640	0,0443
Waweform	7,3256	1,2704	9,4595	3,0705	5,1157	0,1207
Wdbc	2,0365	0,0462	2,6836	0,0983	2,2870	0,0151
Wine	3,3874	0,0835	2,7263	0,0400	3,0655	0,0648

Trong Bảng 1, phương pháp đề xuất PFSFCM có 6/10 giá trị tốt nhất (Australian, Heart, Iris, Spambase, Waveform, Wine); phương pháp FCPFS có 3/10 giá trị tốt nhất (Balance-scale, Dermatology, Wdbc); phương pháp CS3FCM chỉ có 1/10 giá trị tốt nhất (Tae). Mặt khác, tỉ số trung bình của độ chính xác phân cụm theo phương pháp PFSFCM so với các phương pháp FCPFS và CS3FCM lần lượt là 1,04 và 1,06. Do đó, độ chính xác phân cụm theo phương pháp PFSFCM tốt hơn các phương pháp FCPFS và CS3FCM.

Trong Bảng 2, phương pháp PFSFCM có 5/10 giá trị tốt nhất (Balance-scale, Heart, Iris, Spambase, Wdbc); phương pháp FCPFS có 4/10 giá trị tốt nhất (Australian, Dermatology, Tae, Wine); phương pháp CS3FCM chỉ có 1/10 giá trị tốt nhất (Waveform). Tỉ số trung bình của chất lượng phân cụm của phương pháp PFSFCM so với các phương pháp FCPFS và CS3FCM lần lượt là 0,98 và 0,83. Do đó, chất lượng phân cụm theo phương pháp PFSFCM tốt hơn các phương pháp FCPFS và CS3FCM.

3.2. Ứng dụng phân đoạn ảnh vùng nước từ ảnh vệ tinh

Các vùng nước trên đất liền chẳng hạn như sông, hồ, ao, hồ chứa và đất ngập nước, phân bố rộng rãi trên bề mặt trái đất. Nước là nguồn tài nguyên quý giá vô cùng quan trọng đối với đời sống con người, hỗ trợ cuộc sống, sinh hoạt và sản xuất của con người, chẳng hạn như nước uống, lương thực, giao thông vận tải [14], v.v. Ngoài ra, thông tin về nước được sử dụng rộng rãi cho nhiều mục đích [15], [16], bao gồm điều tra tài nguyên nước, bảo vệ môi trường, phân loại đất và giám sát lũ lụt. Do hậu quả của biến đổi khí hậu và các hoạt động của con người gây ra tình trạng thiếu nước và ô nhiễm nước ngày càng trở nên trầm trọng hơn [17]. Do đó, yêu cầu cần thiết được đặt ra là phải xác định chính xác các vùng nước để bảo vệ nguồn nước và các yếu tố liên quan.

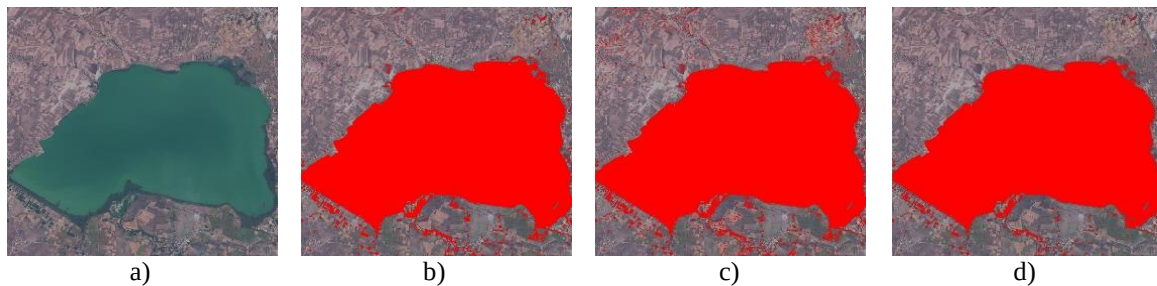
Thực nghiệm với 20 ảnh được lấy từ Bộ dữ liệu ảnh vệ tinh vùng nước (Seattle Surface Water Dataset [18]), theo các tiêu chí khác nhau như: 10 ảnh có độ tương phản cao giữa vùng nước và vùng đất; 10 ảnh có độ tương phản thấp giữa vùng nước và vùng đất, nhấp nhô và chứa nhiễu. Kết quả chạy chương trình trên bộ dữ liệu 20 ảnh vệ tinh vùng nước đối với 3 phương pháp CS3FCM, FCPFS và phương pháp PFSFCM, cụ thể như Bảng 3 sau đây.

Bảng 3. Kết quả thực nghiệm trên dữ liệu ảnh vệ tinh

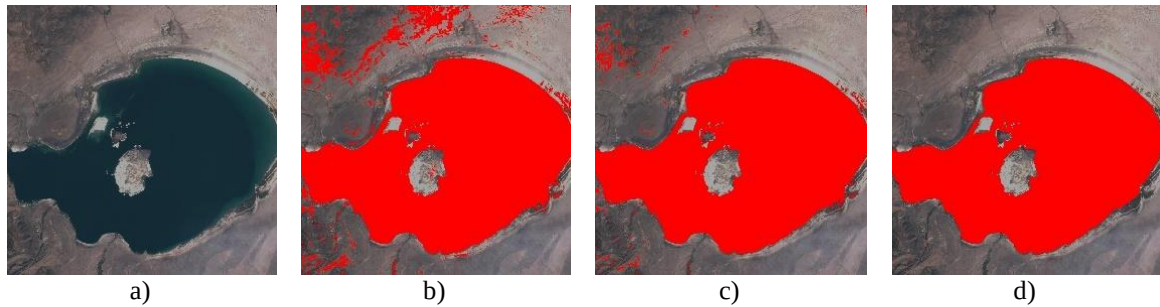
Phương pháp	CS3FCM	FCPFS	PFSFCM
Độ chính xác phân cụm trên toàn bộ dữ liệu (%)	78,63	81,24	83,58
Chất lượng phân cụm theo độ đo DB	3,35	2,76	2,55

Trong bảng kết quả thực nghiệm trên, đối với độ chính xác phân cụm trên toàn bộ dữ liệu thì phương pháp đề xuất PFSFCM có hiệu suất tốt nhất trong 3 phương pháp. Đối với tiêu chí chất lượng phân cụm theo độ đo DB thì phương pháp đề xuất PFSFCM cũng có kết quả tốt hơn các phương pháp CS3FCM và FCPFS. Trong 2 phương pháp CS3FCM và FCPFS thì phương pháp FCPFS cho hiệu suất phân cụm tốt hơn phương pháp CS3FCM.

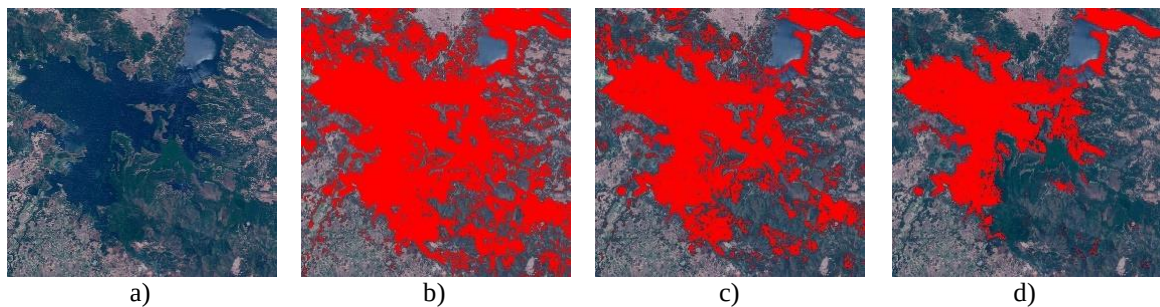
Các ảnh kết quả sau khi chạy 3 thuật toán CS3FCM, FCPFS và PFSFCM cho 04 ảnh gốc (ảnh 1, 2, 3, 4) trong tổng số 20 ảnh thực nghiệm, được trình bày bởi các Hình 2, 3, 4, 5 dưới đây.



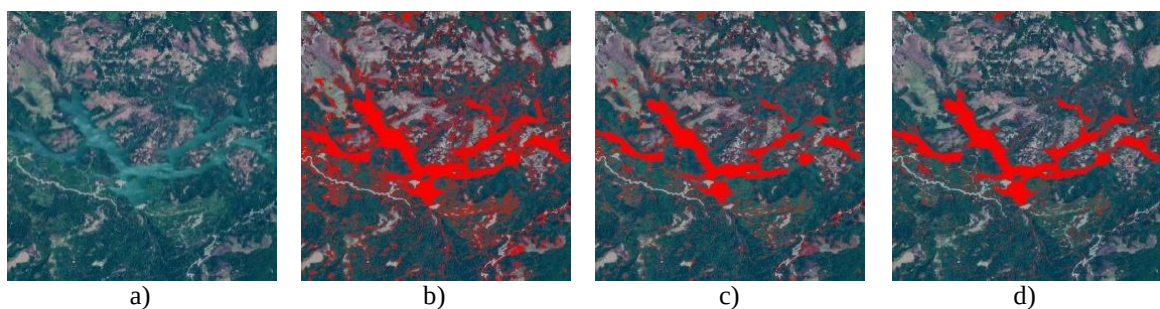
Hình 2. Kết quả phân đoạn ảnh 1: a) Ảnh gốc; b) CS3FCM; c) FCPFS; d) PFSFCM



Hình 3. Kết quả phân đoạn ảnh 2: a) Ảnh gốc; b) CS3FCM; c) FCPFS; d) PFSFCM



Hình 4. Kết quả phân đoạn ảnh 3: a) Ảnh gốc; b) CS3FCM; c) FCPFS; d) PFSFCM



Hình 5. Kết quả phân đoạn ảnh 4: a) Ảnh gốc; b) CS3FCM; c) FCPFS; d) PFSFCM

Trong các ảnh vệ tinh ban đầu, ảnh 1a và ảnh 2a các vùng nước và vùng đất có độ chênh lệch về màu sắc tương đối rõ nét; trong khi với ảnh 3a và ảnh 4a các khu vực này có sự tương đồng về màu sắc, ít có sự chênh lệch hơn so với các ảnh 1a và ảnh 2a. Do đó khi sử dụng các phương pháp phân cụm CS3FCM, FCPFS và PFSFCM đối với các ảnh 1a và ảnh 2a thì các ảnh kết quả thu được sau khi phân đoạn cũng tương đương nhau (điển hình đối với các ảnh kết quả 1b, 1c, 1d). Điều khác biệt rõ ràng ở kết quả phân đoạn các ảnh 3a và ảnh 4a, do các ảnh này có sự tương đồng về màu sắc giữa vùng nước và vùng đất, nhấp nhằng và chứa nhiễu nên các phương pháp phân cụm mờ viễn cảnh FCPFS và PFSFCM cho kết quả tốt hơn. Điển hình là các ảnh 3d và 4d thu được khi sử dụng phương pháp đề xuất PFSFCM có kết quả phân đoạn tốt nhất. Điều này do các phương pháp FCPFS và PFSFCM có sử dụng tập mờ viễn cảnh với 4 độ thuộc mang lại hiệu suất phân cụm tốt hơn. Đặc biệt phương pháp đề xuất PFSFCM được bổ sung hàm mục tiêu so với phương pháp FCPFS để đem lại hiệu suất phân cụm tốt nhất.

4. Kết luận

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một phương pháp phân cụm bán giám sát mờ viễn cảnh mới có tên gọi PFSFCM. Phương pháp được đề xuất mở rộng thuật toán phân cụm mờ viễn cảnh gốc FCPFS bằng cách bổ sung vào hàm mục tiêu một thành phần đối với các điểm dữ liệu đã được gán nhãn. Phương pháp đề xuất được so sánh thực nghiệm với các phương pháp FCPFS và

CS3FCM về độ chính xác phân cụm và chất lượng cụm. Các kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu UCI cho thấy phương pháp PFSFCM có hiệu suất tốt so với các phương pháp liên quan.

Ngoài ra, phương pháp này cũng được ứng dụng trong phân đoạn ảnh vệ tinh vùng nước để xác định chính xác vùng nước nhằm mục đích bảo vệ nguồn nước và các yếu tố liên quan như: nước uống, nước sinh hoạt, nước sản xuất, nguồn nước cho động thực vật tự nhiên, bảo vệ hệ sinh thái, v.v. Phương pháp đề xuất được so sánh với các phương pháp FCPFS và CS3FCM. Kết quả thu được cho thấy đối với các ảnh có độ chênh lệch lớn về màu sắc giữa vùng nước và vùng đất thì cả 3 phương pháp đều cho kết quả tương đối tốt, tuy nhiên đối với các ảnh ít có sự chênh lệch về màu sắc giữa vùng nước và vùng đất, nhập nhằng và chứa nhiều thì các phương pháp phân cụm mờ viền cảnh đem lại kết quả tốt hơn. Đây chính là đặc điểm vượt trội so với các phương pháp không sử dụng tập mờ viền cảnh. Do đó hướng nghiên cứu phân cụm sử dụng tập mờ viền cảnh sẽ là một hướng nghiên cứu đáng quan tâm trong thời gian tới.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu được tài trợ bởi Học viện Khoa học và Công nghệ theo đề tài số GUST.STS.ĐT2020-TT01. Nghiên cứu được thực hiện dưới sự hỗ trợ của các cán bộ Viện Công nghệ thông tin, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam.

TÀI LIỆU THAM KHẢO/ REFERENCES

- [1] S. Al-Amri and N. Kalyankar, "Image segmentation by using threshold techniques," *arXiv preprint arXiv*, vol. 2, pp. 4020-4032, 2010.
- [2] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, Springer Science & Business Media, 2013, pp. 155-201.
- [3] T. Kanungo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu, "An Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation," *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 24, no. 7, pp. 881- 892, 2010.
- [4] J. C. Bezdek, R. Ehrlich, and W. Full, "FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm," *Computers & geosciences*, vol. 10, no. 2-3, pp. 191-203, 1984.
- [5] S. Yin, C. Kong, Y. Wang, and W. Wang, "Effective infrared ship image segmentation using fuzzy correlation and graph cut optimization," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 27, no. 4, 2018, Art. no. 043057.
- [6] Z. Shi and L. He, "Application of neural networks in medical image processing," in *Proceedings of the second international symposium on networking and network security*, 2010, pp. 2-4.
- [7] D. Štepec, T. Martinčič, and D. Skočaj, "Automated System for Ship Detection from Medium Resolution Satellite Optical Imagery," in *OCEANS 2019 MTS/IEEE SEATTLE*, 2019, pp. 1-10.
- [8] B. C. Cuong, "Picture fuzzy sets," *Journal of Computer Science and Cybernetics*, vol. 30, pp. 409-420, 2014.
- [9] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," in *Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems*, selected papers by L. A. Zadeh, World Scientific, 1996, pp. 394-432.
- [10] P. H. Thong and L. H. Son, "Picture fuzzy clustering: a new computational intelligence method," *Soft Comput.*, vol. 20, no. 9, pp. 3549-3562, 2016.
- [11] D. Dua and C. Graff, "UCI Machine Learning Repository," 2019. [Online]. Available: <http://archive.ics.uci.edu/ml>. [Accessed Sept. 28, 2022].
- [12] H. Gan, Y. Fan, Z. Luo, R. Huang, and Z. Yang, "Confidence-weighted safe semi-supervised clustering," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 81, pp. 107-116, 2019.
- [13] D. L. Davies and D. W. Bouldin, "A cluster separation measure," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 2, pp. 224-227, 1979.
- [14] S. C. J. Palmer, T. Kutser, and P. D. Hunter, "Remote sensing of inland waters: Challenges, progress and future directions," *Remote Sens. Environ.*, vol. 157, pp. 1-8, 2015.
- [15] M. Danesh-Yazdi, M. Bayati, M. Tajrishya, and B. Chehrenegar, "Revisiting bathymetry dynamics in Lake Urmia using extensive field data and high-resolution satellite imagery," *Journal of Hydrology*, vol. 603, 2021, Art. no. 126987.

- [16] B. Dang and Y. S. Li, "MSResNet: Multiscale Residual Network via Self-Supervised Learning for Water-Body Detection in Remote Sensing Imagery," *Remote Sens*, vol. 13, 2021, Art. no. 3122.
- [17] Z. G. Cao, R. H. Ma, H. T. Duan, N. Pahlevan, J. Melack, M. Shen, and K. Xue, "A machine learning approach to estimate chlorophyll-a from Landsat-8 measurements in inland lakes," *Remote Sens. Environ.*, vol. 248, 2020, Art. no. 111974.
- [18] Francisco Escobar, "Seattle Surface Water Dataset," 2020. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/franciscoescobar/satellite-images-of-water-bodies>. [Accessed Sept. 28, 2022].