

# NGHIÊN CỨU KẾT HỢP THUẬT TOÁN K-MEANS VÀ QUICKSHIFT TRONG TỰ ĐỘNG PHÂN LOẠI LỚP PHỦ MẶT ĐẤT TỪ ẢNH VỆ TINH VNREDSat-1

ĐẶNG NGUYỄN HIỀN DƯƠNG<sup>(1), (2)</sup>, ĐINH NGỌC ĐẠT<sup>(1)</sup>, DOÃN MINH CHUNG<sup>(1)</sup>  
HUỖNH XUÂN QUANG<sup>(1)</sup>, MAI THỊ HỒNG NGUYỄN<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup>Viện Công nghệ Vũ trụ

<sup>(2)</sup>Trường Đại học Khoa học và Công nghệ Hà Nội (USTH)

## Tóm tắt:

Phân loại lớp phủ từ dữ liệu ảnh vệ tinh quang học đóng vai trò quan trọng trong nhận diện các biến động của các đối tượng trên bề mặt Trái Đất. Đây là nguồn dữ liệu giúp ích rất nhiều cho quá trình theo dõi và quản lý tài nguyên thiên nhiên, đánh giá tác động của thiên tai... Các nghiên cứu liên quan trong và ngoài nước chủ yếu tiếp cận các thuật toán phân loại thông dụng (K-Means, Iso Data, Random Forest...) để nhanh chóng thu được dữ liệu lớp phủ phù hợp với mục tiêu đã đặt ra. Việc đánh giá các phương pháp này rất cần thiết để đưa ra những lựa chọn phù hợp nhất cho từng bài toán phân loại riêng biệt. Thử nghiệm các thuật toán phân loại khác nhau như K-means và Quickshift trên cùng một ảnh VNREDSat-1 cho phép cải thiện độ tin cậy của kết quả phân loại. Từ đó, xem xét việc kết hợp ưu điểm của hai thuật toán phân loại này với các nghiên cứu tương tự sử dụng phân tích phổ (như thuật toán WiPE) để đề xuất phương án tốt nhất cho xây dựng thuật toán phân loại lớp phủ tự động có thể sử dụng cho tất cả các ảnh chụp từ vệ tinh VNREDSat-1.

*Từ khóa:* Phân loại ảnh, lớp phủ, K-means, Quick shift, VNREDSat-1.

## 1. Giới thiệu

Khó khăn của những bài toán phân loại lớp phủ từ ảnh vệ tinh viễn thám quang học là lựa chọn phương pháp phân loại phù hợp, đạt hiệu quả cao. Song song với sự phát triển của công nghệ viễn thám, chất lượng ảnh vệ tinh cũng ngày càng được cải thiện với độ phân giải cũng như độ che phủ cao. Nhiều phương pháp phân loại ảnh được sử dụng phổ biến như các phương pháp phân loại dựa trên điểm ảnh, phương pháp hướng đối tượng hay các thuật toán áp dụng máy học, học sâu. Mỗi phương

pháp đều có những ưu, nhược điểm riêng, phù hợp riêng cho một số loại ảnh hoặc khu vực nghiên cứu. Việc phân tích những ưu, nhược điểm của các thuật toán là rất cần thiết trong nghiên cứu biến đổi loại lớp phủ. Từ đó, có thể kết hợp điểm mạnh của chúng để xây dựng nên phương pháp mới tối đa độ chính xác trong phân loại ảnh vệ tinh.

VNREDSat-1, vệ tinh quan sát Trái Đất của Việt Nam là nguồn ảnh vô cùng có giá trị, phục vụ cho việc phân tích và giám sát đối tượng, hiện tượng trên mặt đất. Vệ tinh

VNREDSat-1 đã chứng minh tiềm năng của nó trong việc nhận dạng, quản lý biến đổi của lớp phủ mặt đất trong giai đoạn dài. Trong các bài toán phân loại lớp phủ, phân đoạn tiền xử lý đóng vai trò vô cùng quan trọng. Các ảnh chụp từ cảm biến viễn thám quang học bị ảnh hưởng nhiều bởi mây và bóng mây, gây khó khăn cho việc giải đoán và phân loại các đối tượng nằm dưới bề mặt đất. Tuy nhiên, các bước tiền xử lý ảnh VNREDSat-1 còn thủ công và tiêu tốn nhiều thời gian. Nhiều thuật toán đã được xây dựng để giải quyết vấn đề này nhưng hiệu suất vẫn chưa đạt yêu cầu.

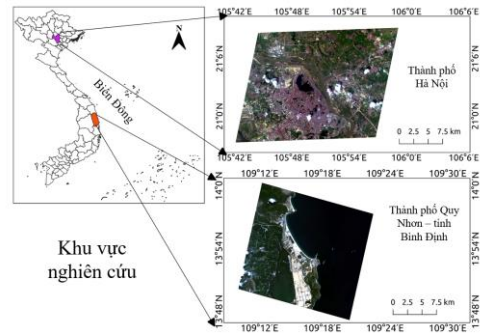
Các thuật toán tự động phân loại (gộp nhóm các điểm ảnh cùng đối tượng) dựa trên sự đồng nhất cấu phổ của đối tượng bằng quy trình tự tính toán như K-means [1] hay dựa trên bộ dữ liệu điểm ảnh đã được định nghĩa như Random Forest [2] đã thể hiện những sai số đáng kể trên không gian ảnh được phân loại. Việc tự động hóa trong công tác phân loại dựa trên nhận diện bản chất, đặc tính phổ của đối tượng mà điểm ảnh thể hiện đang được áp dụng rộng rãi gần đây. Phổ biến trong cách tiếp cận này là thuật toán Fmask (Function of mask) dùng để tạo mặt nạ cho đám mây, bóng mây và tuyết cho ảnh Landsat 4-9 và ảnh Sentinel-2 [3], [4]. ALCC là phương pháp tự động tối ưu cho phân loại lớp phủ mặt đất [5] với hiệu suất ứng dụng cao, phát triển dựa trên kết hợp các chỉ số phổ phù hợp và phương pháp đánh giá không kiểm định K-means.

Trong nghiên cứu trước đây, nhóm đã phát triển thuật toán WiPE tập trung vào xác định các điểm ảnh mặt nước trên các vùng nước tự nhiên áp dụng cho ảnh Landsat-8, Sentinel-2, và VNREDSat-1 [6]. Thuật toán thể hiện hiệu suất cao trong việc xác định các điểm ảnh nước, đặc biệt trong môi trường nước phức tạp và bị ảnh hưởng nhiều bởi mây

che phủ. Tuy nhiên, thuật toán tập trung phân tách điểm ảnh nước từ các điểm ảnh khác chưa phân biệt các đối tượng nghiên cứu một cách riêng lẻ. Mục tiêu của nghiên cứu hiện tại là nhận diện khả năng nâng cấp thuật toán WiPE thành thuật toán tự động hóa mới giúp phân loại riêng biệt các loại lớp phủ bề mặt Trái Đất (đất trồng, công trình xây dựng, mặt nước, thực vật, và các đối tượng không quan tâm - mây, bóng mây) bằng kết hợp thuật toán K-means và Quickshift.

## 2. Dữ liệu và phương pháp

### 2.1. Khu vực nghiên cứu và dữ liệu sử dụng



Hình 1: Khu vực nghiên cứu: Thành phố Hà Nội - Thành phố Quy Nhơn, tỉnh Bình Định

Dữ liệu đầu vào cho công việc phát triển thuật toán là dữ liệu ảnh vệ tinh VNREDSat-1 chụp tại khu vực thành phố Hà Nội và thành phố Quy Nhơn, thuộc tỉnh Bình Định. Đây đều là hai thành phố lớn ở miền Bắc và miền Trung đất nước. Hà Nội có hai dạng địa hình chính gồm đồng bằng và đồi núi, trong đó đồng bằng chiếm 3/4 diện tích đất tự nhiên của thành phố. Hà Nội là trung tâm chính trị kinh tế, văn hóa của cả nước nên có sự đa dạng về các loại hình sử dụng đất. Quá trình công nghiệp hóa, đô thị hóa dẫn đến thu hẹp đất nông nghiệp, chuyển mục đích sử dụng đất nông nghiệp sang phi nông nghiệp để phát triển công nghiệp và đô thị. Trong khi đó, Quy Nhơn là thành phố nằm ở phía Đông Nam tỉnh

Bình Định, với địa hình đa dạng với núi, đồng bằng, rừng, cồn cát ven biển, hải đảo và nhiều kiểu lớp phủ và sử dụng đất. Có thể thấy rõ hai khu vực lựa chọn có sự biến động về các loại hình sử dụng đất nên sự đa dạng về các loại hình lớp phủ mặt đất là cơ sở thuận lợi để xây dựng cơ sở dữ liệu phát triển thuật toán phân loại lớp phủ mặt đất từ ảnh vệ tinh VNREDSat-1.

Ảnh vệ tinh VNREDSat-1 với 4 kênh đa phổ (RGB-NIR) có độ phân giải không gian điểm ảnh 10 m. Ảnh VNREDSat-1 chụp khu vực thành phố Hà Nội năm 2015 và khu vực thành phố Quy Nhơn, tỉnh Bình Định năm 2020 được lựa chọn cho dữ liệu phát triển thuật toán dựa trên sự đa dạng thông tin đối tượng trên mặt đất (mặt nước, thực vật, công trình xây dựng, đất trống, mây, bóng mây) thông qua giải đoán sơ bộ bằng mắt. Dữ liệu sau khi được hiệu chỉnh ảnh hưởng tán xạ Rayleigh ( $\rho_{rc}(\lambda)$ ), là dữ liệu đã được loại bỏ các ảnh hưởng ~90-96% [6], [7] của khí quyển lên ảnh, được đưa vào sử dụng làm đầu vào để đánh giá hiệu quả của các phương pháp phân nhóm điểm ảnh hiện nay.

### 2.2. Thuật toán K-means

Hai loại kỹ thuật cơ bản trong các bài toán phân loại là phân loại có giám sát (Supervised Classification) và phân loại không giám sát (Unsupervised Classification). Sự khác biệt lớn nhất giữa hai phương pháp là sự trợ giúp của bộ dữ liệu mẫu. Phân loại có giám sát được sử dụng để phân tách các đối tượng lớp phủ bề mặt dựa trên bộ mẫu dữ liệu đã chọn trước (bằng mắt hoặc dữ liệu mẫu có sẵn). K-means [1] là thuật toán phân loại không giám sát. K-means sẽ phân nhóm các đối tượng lớp phủ mặt đất dựa trên phân nhóm dựa trên sự tương đồng phổ của các điểm ảnh trong bộ dữ liệu đầu vào (ảnh vệ tinh). Thuật toán yêu cầu

lựa chọn số nhóm phân loại mong muốn và sẽ lặp lại các bước phân nhóm điểm ảnh đến khi tổng phương sai của các nhóm thấp nhất.

### 2.3. Thuật toán Quick Shift

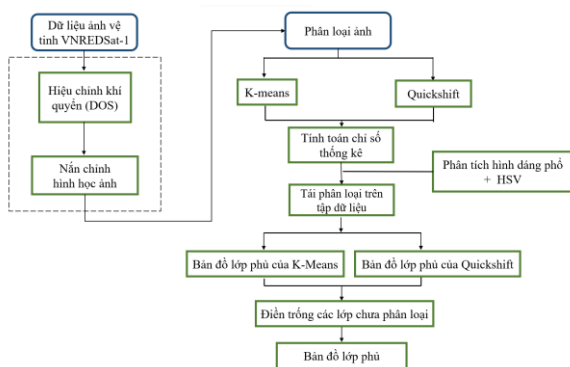
Phân mảnh dữ liệu ảnh (segmentation) là quá trình phân tách ảnh thành các cụm điểm ảnh không chế bằng các thông số thiết lập (cửa sổ phân nhóm, tỉ lệ khác biệt giá trị phổ lân cận...). Thuật toán Quickshift là một trong các thuật toán phân mảnh [8]. Thuật toán Quickshift khác với thuật toán phân loại không kiểm định là không cho vượt quá số lượng các điểm ảnh dựa trên cửa sổ đã định nghĩa ban đầu.

Cụm điểm ảnh có thể thay đổi dựa trên việc lựa chọn ba tham số chính là kích thước Kernel ( $\sigma$ ), tỷ lệ ( $\lambda$ ), và khoảng cách tối đa ( $\tau$ ). Kích thước Kernel là giá trị được sử dụng để xác định cửa sổ phân nhóm. Giá trị kích thước Kernel càng cao đồng nghĩa các vùng lân cận của điểm ảnh cần nghiên cứu càng lớn. Tỷ lệ là sự cân bằng giữa tầm quan trọng của màu sắc và tầm quan trọng của không gian, có giá trị chạy từ 0 đến 1 và các giá trị càng lớn càng thể hiện tầm quan trọng của màu sắc và ngược lại, con số tỷ lệ thấp đánh dấu tầm quan trọng về không gian cao. Khoảng cách tối đa thể hiện khoảng cách giữa hai điểm ảnh được xem xét trong thuật toán trong khi xây dựng nhóm điểm ảnh  $\tau$  ảnh hưởng đến số lượng điểm ảnh trong một nhóm vì khi nó tăng lên cũng đồng nghĩa số lượng các điểm ảnh trong nhóm nhiều hơn. Thuật toán Quickshift đã được sử dụng trong một số nghiên cứu về phương pháp tiếp cận hướng đối tượng để phân loại các hình ảnh đã qua phân mảnh.

### 2.4. Phương pháp thực nghiệm

Dữ liệu ảnh VNREDSat-1 được tiền xử lý loại bỏ ảnh hưởng khí quyển bằng phương pháp trừ đối tượng tối (Dark Object Subtraction - DOS). Đây là phương pháp phổ

biến để hiệu chỉnh khí quyển bằng cách loại bỏ ảnh hưởng của tán xạ ánh sáng đến chất lượng ảnh vệ tinh dựa trên các điểm ảnh tối. Dữ liệu sau bước tiền xử lý được đưa vào phân loại theo hai phương pháp K-means và Quick shift, sử dụng ngôn ngữ lập trình Python. Việc lựa chọn số nhóm phân loại nhiều hơn số lượng lớp phủ mặt đất cần phân loại để đảm bảo giảm thiểu sự nhiễu của các đối tượng lân cận (ví dụ: mây mỏng trên các đối tượng cần phân loại khác) đóng vai trò quan trọng trong phương pháp phân cụm K-means. Để thực hiện hai thuật toán phân loại trên, nghiên cứu tận dụng các thư viện xây dựng sẵn trên Python. Scikit-learn và Skimage là hai thư viện mã nguồn mở xây dựng trên nền NumPy và SciPy, chứa hầu hết các thuật toán thông dụng cho học máy cũng như quá trình xử lý hình. Thư viện scikit-learn được sử dụng để biểu diễn các model ứng với giải thuật học máy từ phương pháp K-means. Với phương pháp phân mảnh Quick shift, nghiên cứu tiếp tục sử dụng thư viện skimage để biểu diễn. Như đã nhắc tới ở trên, kết quả phân mảnh của Quick shift được quyết định bởi ba tham số tỷ lệ ( $\lambda$ ), kích thước Kernel ( $\sigma$ ) và khoảng cách tối đa ( $\tau$ ). Ở đây, nghiên cứu chọn giá trị các tham số này lần lượt là 0.95, 1 và 9. Các bước thực hiện thuật toán được trình bày trong sơ đồ Hình 2.



Hình 2: Sơ đồ thuật toán tự động phân loại lớp phủ

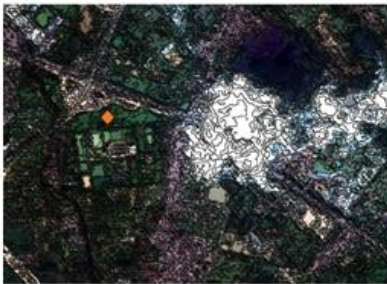
### 3. Kết quả

Sau phân loại, nghiên cứu ghi nhận kết quả phân loại ảnh vệ tinh VNREDSat-1 theo hai phương pháp phân cụm K-means và phân mảnh Quick shift. Hình 3 và Hình 4 biểu diễn sự khác nhau giữa hai phương pháp phân loại. Trọng tâm của phương pháp phân cụm K-means là phân chia các lớp bằng cách nhóm các điểm ảnh có giá trị và đặc điểm phổ tương đồng. Do đó, mỗi tập hợp đều được phân chia rõ ràng và không lẫn với các loại khác. Tuy nhiên, các lớp đối tượng được tạo bằng K-means nói riêng hay các phương pháp phân loại không giám sát khác nói chung không thể hiện được chính xác hết tính chất của các đối tượng trên thực tế. Phương pháp K-means chỉ tính toán đến độ tương đồng phổ nên hai đối tượng khác nhau có chung đặc tính quang phổ có thể bị nhận diện sai lệch và được hợp nhất phân loại vào cùng một nhóm. Bên cạnh đó, mục tiêu chính của thuật toán Quick shift là phân mảnh ảnh thành các siêu điểm ảnh bằng cách nhóm gộp các điểm ảnh tương tự với nhau. Điều này giúp giảm từ khoảng một triệu điểm ảnh trong ảnh xuống còn vài nghìn cụm điểm ảnh để giảm mức độ phức tạp của ảnh và dễ dàng xử lý. Các cụm điểm ảnh được phân tách theo ranh giới của các đối tượng trong ảnh. Trong các bài toán phân loại, Quickshift thường là bước đệm trước khi đến bước phân loại, đặc biệt trong các bài toán phân loại hướng đối tượng. Với cùng một đối tượng mặt nước, K-means phân loại thành một lớp đối tượng duy nhất (dựa trên tương đồng phổ) còn Quickshift phân mảnh thành rất nhiều cụm điểm ảnh (Hình 4). Đây là bước quan trọng vì Quickshift có thể phân mảnh được hết các đối tượng, kể cả những đối tượng mà K-means phân loại sót. Đây sẽ là tiền đề để thực hiện bước điền trống các lớp chưa được phân loại bởi K-means bằng các cụm điểm ảnh của

Quickshift. Tuy nhiên, hạn chế của thuật toán Quickshift là ở ranh giới giữa hai đối tượng, các điểm ảnh có thể bị phân loại lẫn với nhau. Quan sát trên Hình 3, phân đoạn của các điểm ảnh khu vực xây dựng bị lẫn với điểm ảnh đám mây (ở đây là vùng mây mỏng). Trên Hình 4, ở khu vực ven biển, các phân đoạn nước có thể chứa các điểm ảnh đất hoặc cát trong vùng lân cận.



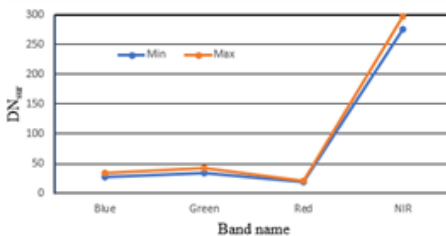
a) Ảnh VNREDSat-1 khu vực Hà Nội



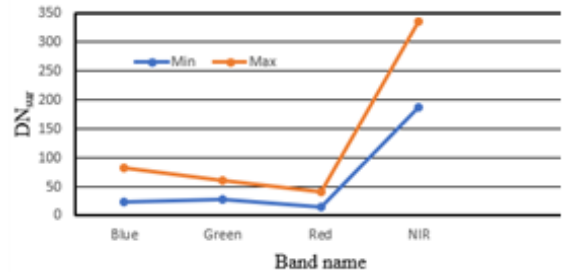
b) Phân loại bằng phương pháp Kmeans



c) Phân loại bằng phương pháp Quick shift



d) Giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của một lớp đối tượng thực vật (thuật toán Kmeans)



e) Giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của một lớp đối tượng thực vật (thuật toán Quick shift)

Hình 3: Phân loại sử dụng cảnh ảnh Hà Nội

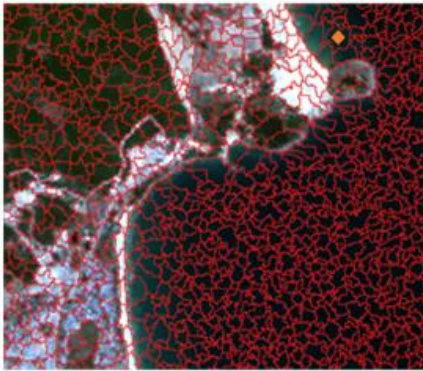
Sơ đồ đường cong phổ cũng thể hiện được sự khác biệt cơ bản giữa hai phương pháp phân loại. Nghiên cứu trình bày các giá trị nhỏ nhất và lớn nhất của một lớp đối tượng (thực vật và mặt nước) trên các kênh đa phổ của hai bộ dữ liệu K-means và Quickshift. Trên bộ dữ liệu K-means, sự chênh lệch đường cong phổ giữa hai giá trị trên các kênh không quá lớn vì có sự đồng nhất phổ trong một lớp đối tượng phân loại. Bên cạnh đó, trên bộ dữ liệu Quickshift, sự chênh lệch này dễ quan sát hơn nhiều. Lý do cho sự biến động này là vì với cách phân mảnh của Quickshift, các cụm điểm ảnh bị ảnh hưởng nhiều bởi các aerosol, hiện tượng liền kề (adjacency effect)... Vì vậy, việc kết hợp kết quả giải đoán, phân loại của hai thuật toán K-means và Quickshift được mong đợi có thể cải thiện độ chính xác phân loại và giải quyết các hạn chế của chúng.



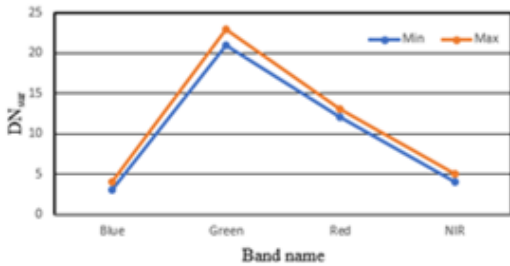
a) Ảnh VNREDSat-1 khu vực Quy Nhơn



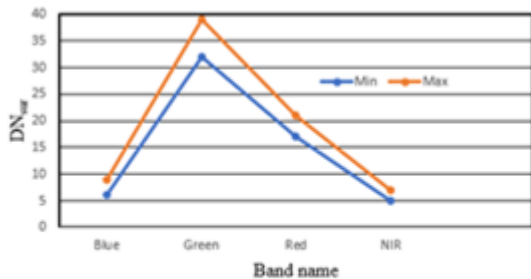
b) Phân loại bằng phương pháp Kmeans



c) Phân loại bằng phương pháp Quick shift



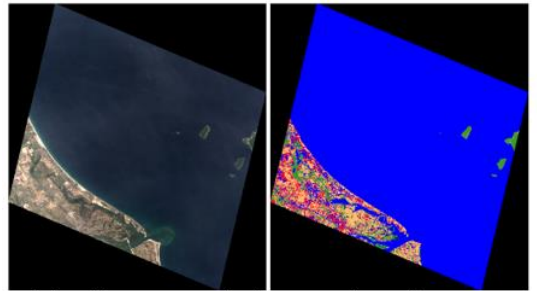
d) Giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của một lớp đối tượng mặt nước (thuật toán Kmeans)



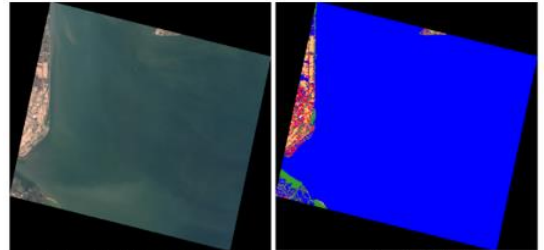
e) Giá trị lớn nhất và nhỏ nhất của một lớp đối tượng mặt nước (thuật toán Quick shift)

Hình 4: Phân loại sử dụng cảnh ảnh Quy Nhơn

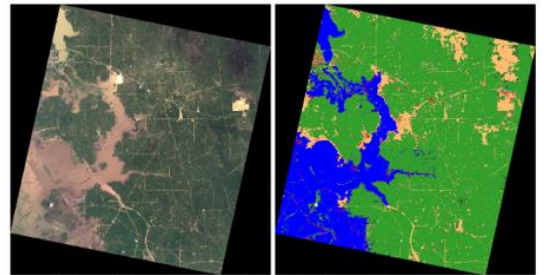
Ứng dụng việc phân tích mối quan hệ phổ trên từng vùng được tạo ra bằng thuật toán K-means và Quickshift trên bộ dữ liệu tương tự với các nghiên cứu trước đây [7] nhưng không chỉ cho đối tượng nước mà còn áp dụng cho các đối tượng khác (đất trống, công trình xây dựng, thực vật, mây và bóng mây). Một qui trình tự động bước đầu được thử nghiệm trên 3 cảnh ảnh độc lập (Hình 5), khác biệt với dữ liệu đưa vào phát triển thuật toán.



Ảnh vệ tinh VNREDSat-1 chụp khu vực ven bờ Đà Nẵng – Quảng Nam



Ảnh vệ tinh VNREDSat-1 chụp khu vực ven bờ tỉnh Tiền Giang



Ảnh vệ tinh VNREDSat-1 chụp lũ lụt tại Svayrieng, Campuchia

Hình 5: Bước đầu thử nghiệm thuật toán phân loại lớp phủ (ảnh phải) cho ảnh vệ tinh VNREDSat-1. Trong đó Mặt nước (Xanh lam), thực vật (xanh lá cây), công trình xây dựng (đỏ), đất trống (vàng)

Hiệu suất của phương pháp mới được đánh giá bằng chênh lệch tỷ lệ phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPD). Đối với mỗi cảnh ảnh được đã chọn thử nghiệm, một bản đồ các

điểm ảnh mặt nước tham chiếu được tạo ra dựa trên phân tích trực quan thực hiện trên phần mềm QGIS. Chỉ số MAPD được tính toán giữa số điểm ảnh nước tham chiếu và số điểm ảnh nước phân loại tự động bằng phương pháp mới. Giá trị MAPD được tính theo công thức:

$$MAPD = \sum_{i=1}^n 100 \left| \frac{\rho_{TD,i} - \rho_{TC,i}}{\rho_{WiPE,i}} \right| \quad (1)$$

ở đó,  $\rho_{TD,i}$  và  $\rho_{TC,i}$  lần lượt là số điểm ảnh mặt nước được phân loại tự động theo phương pháp mới và thủ công dựa trên phân tích trực quan trên QGIS.

Bảng 1: Đánh giá thuật toán bằng tính toán MAPD (%) trên 3 cảnh ảnh đối với đối tượng nước

Vị trí	Phương pháp kết hợp (Điểm ảnh)	Phân tích trực quan (Điểm ảnh)	MAPD (%)
Ven bờ Đà Nẵng, Quảng Nam	1754460	1731648	1.301
Ven bờ tỉnh Tiền Giang	2485485	2486356	0.035
Svayrieng, Campuchia	1374327	1281921	6.723

Kết quả cho thấy giá trị MAPD chạy trong khoảng 0.035% đến 6.723% trên ba cảnh ảnh thử nghiệm đối với đối tượng nước. Giá trị MAPD cao nhất (6.723%) ghi nhận trên cảnh ảnh lũ lụt tại Svayrieng, Campuchia. Cảnh ảnh này có tỷ lệ mây và bóng mây nhiều nhất trong ba ảnh, và đất thực phủ xuất hiện dày đặc hơn. Khác với hai cảnh ảnh vùng biển ven bờ chứa nhiều các điểm ảnh nước dễ phân loại, cảnh ảnh này ghi nhận tình trạng lũ lụt với phần lớn là nước đục, nước che phủ đất, khiến nhiều điểm ảnh đất và điểm ảnh nước đục có thể bị phân loại nhầm lẫn với nhau. Tuy nhiên, qua đây có thể đánh giá thuật toán có tiềm năng trong việc phân tách nhiều lớp phủ đất khác nhau, kể cả trong các trường hợp khó giải đoán.

#### 4. Kết luận và kiến nghị

Công tác phân loại ảnh vệ tinh quang học đa phổ trong thành lập bản đồ lớp phủ đã và đang gặp nhiều thách thức đặc biệt là thời gian giải đoán và biên tập dữ liệu. Một quy trình tự động (thuật toán) bước đầu đã được phát triển dựa trên ảnh vệ tinh tại hai khu vực Hà Nội và Bình Định cũng như thử nghiệm tại 3 khu vực độc lập khác (Đà Nẵng, Tiền Giang và

Svayrieng-Campuchia). Với kết quả bước đầu của thuật toán (Hình 5), có thể nhận thấy quy trình thành lập bản đồ lớp phủ tự động từ ảnh vệ tinh VNREDSat-1 là hoàn toàn khả thi và sớm được hoàn thiện trong tương lai. Phương pháp đề xuất ban đầu được phát triển trên các cảnh ảnh có chất lượng tốt (ít mây) nên việc áp dụng cho các ảnh có chất lượng tương tự là dễ nhận thấy. Phương pháp cần được hoàn thiện dựa trên cập nhật dữ liệu phát triển thuật toán trong đó phải chứa đựng nhiều cảnh ảnh có các cường độ mây khác nhau, chụp ở nhiều vùng sinh thái khác nhau, khi đó có thể áp dụng cho các ảnh chụp chứa tỉ lệ mây khác nhau. Thuật toán sẽ được hoàn thiện và đánh giá với các dữ liệu truyền thống trong tương lai (dữ liệu hiện trạng sử dụng đất của cơ quan quản lý nhà nước hoặc dữ liệu vệ tinh độ phân giải cao như Google Earth). Mô hình thuật toán này hoàn toàn có thể được áp dụng sang các ảnh vệ tinh có độ phân giải không gian, độ phân giải phổ tương tự (Sentinel-2, Landsat-8, 9...).

Lời cảm ơn: Nhóm tác giả xin gửi lời cảm ơn đến Viện Công nghệ vũ trụ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam đã tạo điều

kiện cho chúng tôi thực hiện thành công đề tài mã số NVCC34.01/22-22.

### Tài liệu tham khảo

[1]. J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1967, vol. 1.

[2]. P. O. Gislason, J. A. Benediktsson, and J. R. Sveinsson, "Random forests for land cover classification," in *Pattern Recognition Letters*, 2006, vol. 27, no. 4. doi: 10.1016/j.patrec.2005.08.011.

[3]. Z. Zhu and C. E. Woodcock, "Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery," *Remote Sens Environ*, vol. 118, 2012, doi: 10.1016/j.rse.2011.10.028.

[4]. S. Qiu, Z. Zhu, and B. He, "Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsat 4–8 and Sentinel-2 imagery," *Remote Sens Environ*, vol. 231, 2019, doi: 10.1016/j.rse.2019.05.024.

[5]. M. Gašparović, M. Zrinjski, and M. Gudelj, "Automatic cost-effective method for land cover classification (ALCC)," *Comput Environ Urban Syst*, vol. 76, 2019, doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2019.03.001.

[6]. D. D. Ngoc *et al.*, "Atmospheric correction algorithm over coastal and inland waters based on the red and NIR bands: application to Landsat-8/OLI and VNREDSat-1/NAOMI observations," *Opt Express*, vol. 27, no. 22, 2019, doi: 10.1364/oe.27.031676.

[7]. D. D. Ngoc *et al.*, "Coastal and inland water pixels extraction algorithm (WiPE) from spectral shape analysis and HSV transformation applied to Landsat 8 OLI and Sentinel-2 MSI," *Remote Sens Environ*, vol. 223, 2019, doi: 10.1016/j.rse.2019.01.024.

[8]. A. Vedaldi and S. Soatto, "Quick shift and kernel methods for mode seeking," in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2008, vol. 5305 LNCS, no. PART 4. doi: 10.1007/978-3-540-88693-8\_52.○

### Summary

#### Development of automated algorithm for land cover classification applied to VNREDSat-1 images

*Dang Nguyen Hien Duong, Institute of Space Technology*

*Hanoi University of Science and Technology (USTH)*

*Dinh Ngoc Dat, Doan Minh Chung, Huynh Xuan Quang, Mai Thi Hong Nguyen*

*Institute of Space Technology*

Land cover classification using optical satellite images plays an important role in the change detection of materials on Earth. This data source has contributed significantly to monitoring and managing natural resources, as well as hazard analysis and risk assessment. Various presented studies have approached traditional algorithms such as K-Means, Iso Data, Random Forest, etc, to quickly obtain the classification output for further research. It is crucial to assess each classification method's performance to select the most optimal algorithm for different classification projects. Applying different methods, such as K-means and Quick shift to VNREDSat-1 images, allows us to improve classification accuracy. From that, the study considers the combination of these classification approaches, along with spectral analysis developed in previous works (WiPE algorithm), to propose an automated land cover classification method taking advantages of all results applied to VNREDSat-1 images.○