

# PHÂN LOẠI ĐỐI TƯỢNG CHIẾT TÁCH LỚP PHỦ BỀ MẶT TẠI KHU VỰC CÔNG VIÊN ĐỊA CHẤT TOÀN CẦU NON NƯỚC CAO BẰNG DỰA TRÊN NỀN TẢNG ĐIỆN TOÁN Đám MÂY

Bùi Thị Hồng Thắm, Trịnh Thị Hoài Thu  
Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội

## Tóm tắt

*Dữ liệu lớp phủ bề mặt là dữ liệu quan trọng phục vụ cho việc quản lý và giám sát công viên địa chất. Trước đây việc chiết tách dữ liệu lớp phủ từ dữ liệu viễn thám được thực hiện bằng các phần mềm thương mại. Do giới hạn bởi phần cứng của máy tính và các thuật toán nên các phần mềm thương mại làm tăng thời gian và chi phí thành lập bản đồ. Sự xuất hiện của nền tảng điện toán đám mây Google Earth Engine (GEE) vào năm 2010 mang lại bước đột phá trong phân tích và xử lý ảnh viễn thám đã khắc phục những nhược điểm đó. Vì vậy, trong bài báo này, công nghệ điện toán đám mây được nghiên cứu để xây dựng dữ liệu lớp phủ vào năm 2019 cho khu vực công viên địa chất toàn cầu Non Nước Cao Bằng. Kết quả phân loại cho ra dữ liệu 6 loại lớp phủ bao gồm: lúa, đất nông thôn, rừng sản xuất, rừng tự nhiên, lúa, nước và đất trồng khác. Độ chính xác phân loại khá tốt, độ chính xác tổng thể là 83,2%, hệ số Kappa là 0,78. Kết quả phân loại này hoàn toàn phục vụ tốt cho nhiệm vụ quản lý và giám sát tại khu vực công viên địa chất.*

**Từ khóa:** Google Earth Engine (GEE); Phân loại; Lớp phủ

## Abstract

**Object - based land cover classification on the cloud computing platform at Non Nuoc Cao Bang global geopark**

*Land cover is one of the most meaningful input factors for geopark management and monitoring. Previously, extracting of land cover data from remote sensing images has used commercial softwares. Due to the limitations of computer hardware and algorithms, commercial softwares increase the time and cost of mapping. The arrival of cloud computing platform Google Earth Engine (GEE) in 2010 has brought a breakthrough for analyzing and processing remote sensing images. Therefore, in this article, cloud computing technology is studied to build land covers in 2019 for Non Nuoc Cao Bang global geopark area. The classification results comprise 6 types of land covers, including: paddy, rural area, artificial forest, natural forest, water and other cultivated land. The classification accuracy is relatively high, overall accuracy is 83.2%, Kappa coefficient is 0.78. This classification results contribute significantly to the management and monitoring tasks in the geopark area.*

**Keywords:** Google Earth Engine (GEE); Classification; Land cover

## 1. Đặt vấn đề

Viễn thám là một khoa học thu nhận thông tin của bề mặt Trái Đất mà không tiếp xúc trực tiếp với bề mặt ấy. Cơ sở của dữ liệu viễn thám là phản xạ phổ của các đối tượng tự nhiên. Dựa trên đặc trưng

phản xạ phổ của các lớp đối tượng, bằng các mô hình, phần mềm chuyên dụng, dữ liệu viễn thám được xử lý để phân loại, chiết tách từng đối tượng và từ đó bản đồ lớp phủ bề mặt và sử dụng đất được tạo ra.

Có các phương pháp khác nhau để

## Nghiên cứu

phân loại, chiết tách thông tin đối tượng từ ảnh viễn thám: phương pháp phân loại tự động không giám sát, phân loại tự động có giám sát, phương pháp phân ngưỡng, phương pháp sử dụng logic mờ. Trên cơ sở của các phương pháp này, các phần mềm chuyên dụng (hay còn gọi là phần mềm thương mại) đã được thiết lập (ERDAS, LPS, ENVI, GEOMATICA,...) nhằm tự động hóa quá trình xử lý ảnh.

Ưu điểm của các phần mềm thương mại là việc phân loại, chiết tách thông tin các đối tượng trên ảnh viễn thám được thực hiện một cách nhanh chóng, kết quả đảm bảo độ chính xác và độ tin cậy đối với từng dạng công việc. Tuy nhiên, đối với những khu vực có diện tích lớn, các phần mềm này do những hạn chế về phần cứng và phần mềm đã không phát huy được tính ưu việt của nó, tốc độ xử lý ảnh chậm, việc liên kết, đồng nhất các đối tượng giữa các ảnh, khu vực,... gặp nhiều khó khăn, điều này dẫn đến tăng thời gian và chi phí thực hiện dự án. Google Earth Engine (GEE) đã khắc phục được những nhược điểm đó. GEE là một ứng dụng được xây dựng dựa trên nền tảng điện toán đám mây. GEE gồm hai nền tảng: giao diện người dùng đồ họa được gọi là Explorer (<https://explorer.earthengine.google.com/#workspace>) và giao diện lập trình ứng dụng (API) của Javascript được gọi là Code Editor (<https://code.earthengine.google.com/>). Trên giao diện này, người dùng có thể viết và chạy các tập lệnh, kịch bản để chia sẻ và lặp lại các quy trình phân tích cũng như xử lý dữ liệu không gian địa lý. GEE cho phép phân tích dữ liệu địa lý môi trường ở phạm vi toàn cầu với dung lượng lưu trữ hàng petabyte dữ liệu ảnh. Dữ liệu của GEE được tổng hợp từ rất nhiều nguồn dữ liệu ảnh vệ tinh từ NASA, NOAA, ESA và các dữ liệu khác. GEE tận dụng hệ thống tính toán được tối ưu hóa cho xử lý song song dữ liệu địa không gian. GEE đưa khả năng

tính toán lớn của Google hỗ trợ các nghiên cứu liên quan đến các lĩnh vực môi trường, địa lý, không gian như các nghiên cứu về tăng trưởng đô thị, quản lý nước, suy giảm diện tích rừng, diện tích đất, các thảm họa thiên nhiên, hạn hán, lũ lụt, bệnh dịch, an ninh lương thực, giám sát khí hậu và bảo vệ môi trường. Earth Engine kết hợp với Google Fusion Tables, là một cơ sở dữ liệu dựa trên web có hỗ trợ dữ liệu địa lý (points, lines, polygons). Ngoài ra, Earth Engine còn kết hợp với Google End Servers, nó chuyển tiếp các truy vấn con phức tạp tới Compute Master, Compute Master có nhiệm vụ quản lý việc phân phối tính toán giữa các Compute Servers. Các batch được xử lý tương tự bởi Batch Computation nhưng hệ thống này sử dụng FlumeJava để phân phối tính toán. Dưới cùng là các dịch vụ dữ liệu, bao gồm một Assest Database chứa siêu dữ liệu (metadata) của từng ảnh và cung cấp khả năng lọc hiệu quả.

Bên cạnh nguồn ảnh, Earth Engine cũng cung cấp nhiều chức năng xử lý. Các chức năng chủ yếu xoay quanh thao tác với hai loại dữ liệu chính là raster và vector. Các chức năng được thiết kế từ các thao tác đơn giản như cộng/trừ các kênh ảnh đến các thao tác phức tạp như các thuật toán học máy,... Bên cạnh đó, các chức năng định vị, tìm kiếm ảnh cũng không thể thiếu. Tất cả đều được cung cấp thông qua API JavaScript và Python.

Như vậy, có thể thấy GEE là một ứng dụng rất mạnh, người sử dụng không những giải quyết được các bài toán trên phạm vi lớn, tận dụng được nguồn tư liệu ảnh miễn phí khổng lồ mà còn linh hoạt trong việc lập trình tạo ra các chương trình phân loại, chiết tách đối tượng phù hợp với mục đích nghiên cứu, ứng dụng.

Dữ liệu lớp phủ/sử dụng đất từ ảnh viễn thám có thể được xây dựng dựa trên quy mô tiếp cận và thuật toán phân loại. Nhìn chung, quy mô tiếp cận có thể chia

thành ba cách tiếp cận: theo điểm ảnh (pixel), dưới điểm ảnh (subpixel) và đối tượng (superpixel). Cách tiếp cận phân loại dựa trên điểm ảnh thường dựa vào giá trị phổ của từng pixel, điều này dẫn đến dữ liệu sau phân loại của lớp phủ thường bị lẫn lộn đốm các lớp loại lớp phủ khác, đặc biệt khi ảnh có độ phân giải cao (Blaschke, T, 2010). Xu thế hiện nay cách tiếp cận đối tượng được sử dụng vì cách tiếp cận này có tính đến thông tin về ngữ cảnh và có thể loại bỏ những lốm đốm trong kết quả phân loại.

Như trên đã trình bày, có các phương pháp khác nhau để phân loại. Trong các phương pháp phân loại này người ta thường sử dụng một số thuật toán phổ biến như khoảng cách ngắn nhất (minimum distance), xác suất cực đại (maximum likelihood), K - Means, C -Means, ISODATA,... Có thể khẳng định rằng, kết quả phân loại phụ thuộc rất lớn vào thuật toán và các tham số được lựa chọn. Việc lựa chọn thuật toán và tham số tính toán (mẫu phân loại, độ đồng nhất của khu vực nghiên cứu, cảm biến, số lượng lớp phân loại,...) sẽ quyết định độ chính xác và độ

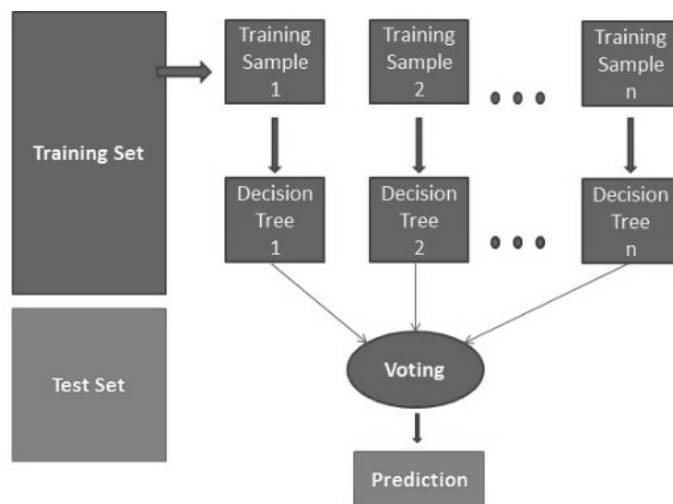
tin cậy của bản đồ lớp phủ, sử dụng đất tại khu vực nghiên cứu.

Công viên địa chất Non Nước Cao Bằng đã được UNESCO công nhận là công viên địa chất toàn cầu của Việt Nam vào năm 2018. Công viên địa chất là nơi minh chứng cho lịch sử phát triển địa chất phức tạp kéo dài lên đến hơn 500 triệu năm ở vùng đất này. Công viên địa chất Non Nước Cao Bằng có ý nghĩa văn hóa và lịch sử rất lớn, đóng vai trò rất quan trọng đến sự phát triển kinh tế, xã hội của các địa phương nơi này.

Từ các phân tích nêu trên, trong nghiên cứu này, ứng dụng GEE được sử dụng để phân loại, chiết tách thông tin các đối tượng trên ảnh Landsat 8 tại công viên địa chất Non Nước Cao Bằng. Cách tiếp cận phân loại đối tượng tại khu vực nghiên cứu dựa trên phương pháp phân loại Random Forest (RF), thuật toán phân loại học máy (Machine learning classification - MLC) là thuật toán phân loại đáng tin cậy nhất hiện nay và ngày càng được sử dụng nhiều viễn thám (Campos-Taberner, M, et al., 2016; García-Haro, et al., 2018; Masoud Mahdianpari, et al., 2019) để thực hiện.

## 2. Cơ sở của phương pháp

### 2.1. Thuật toán Random Forest



**Hình 1: Hoạt động của thuật toán Random Forest**

## Nghiên cứu

Về cơ bản, phân lớp phủ là một loại phân lớp dữ liệu ảnh. Thuật toán Random Forest được sử dụng trong nghiên cứu này là một thuật toán học máy có thể sử dụng để giải cả bài toán phân loại (classification) và hồi quy (regression), nó làm việc bằng cách xây dựng một tập hợp các cây quyết định trong quá trình training, sau đó kết hợp kết quả trả về của mỗi cây để đưa ra quyết định dự đoán cuối cùng. Thuật toán Random Forest có một số lợi thế như khả năng miễn nhiễm với những dữ liệu vô nghĩa, các đặc trưng không quan trọng và nhầm lẫn trong dữ liệu đầu vào. Thuật toán Random Forest hoạt động như sau:

- Chọn các mẫu ngẫu nhiên từ tập dữ liệu đã cho.
- Thiết lập cây quyết định cho từng mẫu và nhận kết quả dự đoán từ mỗi quyết định.
- Bỏ phiếu cho mỗi kết quả dự đoán.
- Chọn kết quả được dự đoán nhiều nhất là dự đoán cuối cùng.

### **2.2. Một số phép tính cơ bản trong nghiên cứu**

\* Chỉ số thực vật NDVI được tính theo công thức sau:

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R) \quad (1)$$

Trong đó: NIR là giá trị phản xạ phổ ở kênh cận hồng ngoại;

R là giá trị phản xạ phổ ở kênh đỏ.

\* Thuật toán phân cụm SNIC để phân mảnh ảnh.

Thuật toán SNIC bắt đầu bằng khởi tạo các điểm ảnh trung tâm (pixel centroid) với các điểm ảnh được chọn trong mặt phẳng ảnh. Mỗi quan hệ của các điểm ảnh với điểm trung tâm được đo bằng khoảng cách trong không gian 5 chiều (không gian màu và vị trí không gian) theo công thức (2) (Radhakrishna and Sabine, 2017).

$$d_{j,k} = \sqrt{\frac{\|x_j - x_k\|_2^2}{s} + \frac{\|c_j - c_k\|_2^2}{m}} \quad (2)$$

Trong đó:

$x = [x \ y]^T$  là vị trí không gian;

$c = [l \ a \ b]^T$  là không gian màu CIELAB;

s và m là các yếu tố chuẩn hóa cho khoảng cách không gian và màu.

Đối với ảnh có N điểm ảnh, mỗi một cụm ảnh K có được sẽ chứa N/K điểm ảnh. Giả sử cụm ảnh có hình vuông, giá trị s trong công thức (2) sẽ là:

$$s = \sqrt{N/K} \quad (3)$$

trong đó m là hệ số độ chặt, được tùy chọn và do người sử dụng cung cấp.

\* Đánh giá chất lượng dữ liệu phân loại.

Chất lượng của dữ liệu phân loại dựa trên các tiêu chí đánh giá được xác định từ ma trận sai số. Các tiêu đánh giá độ chính xác bao gồm:

- Sai số tổng thể (OA) được xác định bằng cách tổng số lượng điểm phân loại đúng chia cho tổng số lượng điểm:

$$OA = \left( \sum_{i=1}^k x_{ii} / N \right) \times 100\% \quad (4)$$

- Sai số bỏ sót (OE) và chỉ số thống kê thể hiện là:

$$OA = \left( \sum_{i=1}^k x_{ii} / N \right) \times 100\% \quad (4)$$

- Độ chính xác sản xuất (PA):

$$OE = \left[ \left( \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+1} \right) / \left( \sum_{i=1}^k x_{i+1} \right) \right] \times 100\% \quad (5)$$

- Sai số nhầm lẫn (CE):

$$PA = \left( x_{ii} / \sum_{i=1}^k x_{1+i} \right) \times 100\% \quad (6)$$

- Chỉ số thống kê thể hiện là độ chính xác sử dụng (UA):

$$CE = \left[ \left( \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+i} \right) / \left( \sum_{i=1}^k x_{i+i} \right) \right] \times 100\% \quad (7)$$

- Độ chính xác của từng lớp (F):

$$UA = \left( x_{ii} / \sum_{i=1}^k x_{i+i} \right) \times 100\% \quad (8)$$

- Hệ số K là thước đo độ chính xác đồng bộ của dữ liệu phân loại với dữ liệu tham chiếu:

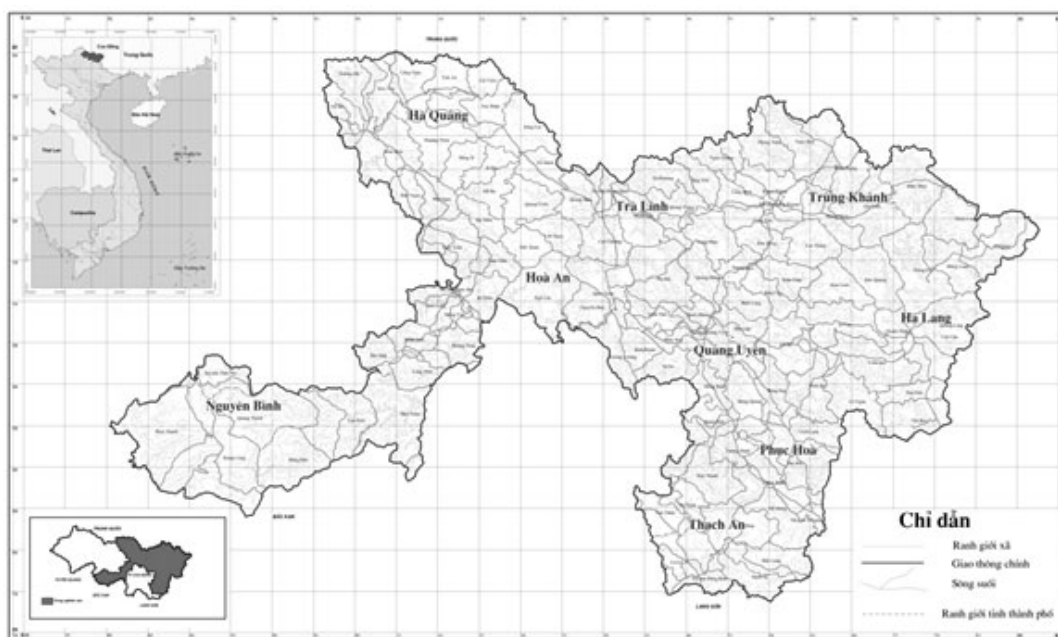
$$F = 2 \times (PA \times UA) / (PA + UA) \quad (9)$$

Với N là tổng số lượng mẫu,  $x_{ii}$  là các thành phần trên đường chéo chính,  $x_{i+1}$  và  $x_{j+i}$  là các thành phần tổng theo hàng và tổng theo cột trong ma trận sai số, k là số lượng lớp phủ.

### 3. Thực nghiệm

#### 3.1. Khu vực nghiên cứu

Công viên địa chất toàn cầu Non Nước Cao Bằng tại tỉnh Cao Bằng có diện tích hơn 3.275 km<sup>2</sup> chiếm gần một nửa diện tích của tỉnh Cao Bằng bao gồm 6 huyện Hà Quảng, Trà Lĩnh, Quảng Uyên, Trùng Khánh, Hạ Lang, Phục Hòa và một phần diện tích của 3 huyện Hòa An, Nguyên Bình và Thạch An. Công viên địa chất nằm từ khoảng 22°21'55" đến 23°00'00" vĩ độ Bắc, 105° 44' 45" đến 106° 50' 27" kinh độ Đông có phần phía Đông và phía Bắc tiếp giáp với Trung Quốc, một phần phía Nam tiếp giáp với tỉnh Bắc Cạn và Lạng Sơn.



**Hình 2: Khu vực công viên địa chất toàn cầu Non Nước Cao Bằng**

Lịch sử phát triển địa chất trên 500 triệu năm, 18 phân vị địa tầng với các hoạt động kiến tạo, magma, phun trào rộng khắp đã tạo cho Cao Bằng các giá trị di sản địa chất phong phú. Địa hình nơi đây phức tạp, đa dạng, mức độ cắt xẻ lớn, được chia làm ba dạng chính: địa hình núi

đá vôi (karst), địa hình núi cao và địa hình núi thấp, thung lũng. Với diện lộ đá vôi hơn 1.800m<sup>2</sup> trải rộng, Công viên địa chất Non nước Cao Bằng là xứ sở của hang động, với khoảng 200 hang động, trong đó tầm 50 hang động có thể khai thác phát triển du lịch, có nhiều hang lớn, dài, thạch

## Nghiên cứu

nhũ đẹp như động Ngườm Ngao, hang Dơi, hang Kì Lu,...hay quần thể hồ - sông hang ngầm Thang Hen.

Non Nước Cao Bằng cũng nổi tiếng với các giá trị đa dạng sinh học cùng nhiều hệ sinh thái, giống loài động thực vật đặc hữu, có nhiều loài có tên trong sách đỏ Việt Nam, không những thế, đây còn là miền đất có nhiều giá trị di sản văn hóa - lịch sử tiêu biểu cho truyền thống đấu tranh giữ nước, bảo vệ nền độc lập tự do của dân tộc. Với trên 130 điểm di sản địa chất độc đáo và có ý nghĩa giá trị quốc tế, danh hiệu Công viên địa chất toàn cầu là một ghi nhận của UNESCO về cảnh quan đa dạng phong phú, giá trị văn hóa tinh thần của khu vực Non nước Cao Bằng.

### **3.2. Dữ liệu sử dụng cho nghiên cứu**

#### *\* Ảnh Landsat 8.*

Trên khu vực nghiên cứu, ảnh Landsat 8 đã được khai thác sử dụng. Landsat 8 là vệ tinh gần đây nhất trong chương trình Landsat. Chất lượng dữ liệu (tỷ lệ tín hiệu trên nhiễu) và mức độ lượng tử hóa thông tin (12-bit) của vệ tinh Landsat 8 (OLI) và cảm biến hồng ngoại nhiệt (TIRS) cao hơn các thiết bị Landsat trước đây (8-bit cho TM và ETM+). Cảm biến OLI trên vệ tinh Landsat 8 có 9 băng tần để thu thập phản xạ phổ của bề mặt Trái Đất ở các bước sóng rời rạc dọc trong dải quang phổ điện từ. Bên cạnh đó, cảm biến TIRS trên vệ tinh sẽ thu thập thông tin ở hai bước sóng riêng biệt trong dải hồng ngoại nhiệt. Những bước sóng này đã được lựa chọn kỹ lưỡng dựa trên các kết quả nghiên cứu khoa học trong nhiều năm.

Kể từ khi ra mắt vào ngày 11 tháng 2 năm 2013, Landsat 8 đã cung cấp hàng loạt ảnh chụp siêu đẹp về bề mặt Trái Đất. Ngoài yếu tố thẩm mỹ, những hình ảnh này chứa đầy thông tin có thể được xử lý để trích xuất các đối tượng và theo dõi những thay đổi trên bề mặt Trái Đất theo thời gian.

**Bảng 1. Một số thông số của ảnh Landsat 8**

Kênh phổ	Bước sóng ( $\mu\text{m}$ )	Độ phân giải (m)
1	0.433 - 0.453	30
2	0.450 - 0.515	30
3	0.525 - 0.600	30
4	0.630 - 0.680	30
5	0.845 - 0.885	30
6	1.560 - 1.660	30
7	2.100 - 2.300	30
8	0.500 - 0.680	15
9	1.360 - 1.390	30
10	10.6 - 11.2	100
11	11.5 - 12.5	100

#### *\* Mô hình số độ cao*

Mô hình số độ cao được sử dụng tại khu vực thực nghiệm trong nghiên cứu này được lấy từ mô hình số độ cao toàn cầu SRTM (Shuttle Radar Topography Mission). SRTM là kết quả của sự nỗ lực hợp tác của Cơ quan hàng không và không gian quốc gia (NASA) và Cơ quan ảnh và bản đồ quốc gia (NIMA) cùng sự tham gia của các cơ quan vũ trụ Đức và Ý để tạo ra một mô hình số độ cao gần như trên toàn cầu bằng phương pháp sử dụng giao thoa radar.

### **3.3. Quá trình xây dựng bản đồ lớp phủ**

Quá trình xây dựng bản đồ lớp phủ khu vực công viên địa chất Non Nước Cao Bằng theo cách tiếp cận đối tượng và phân loại RF trên nền tảng điện toán đám mây GEE được mô hình hóa dưới dạng sơ đồ thể hiện tại Hình 3.

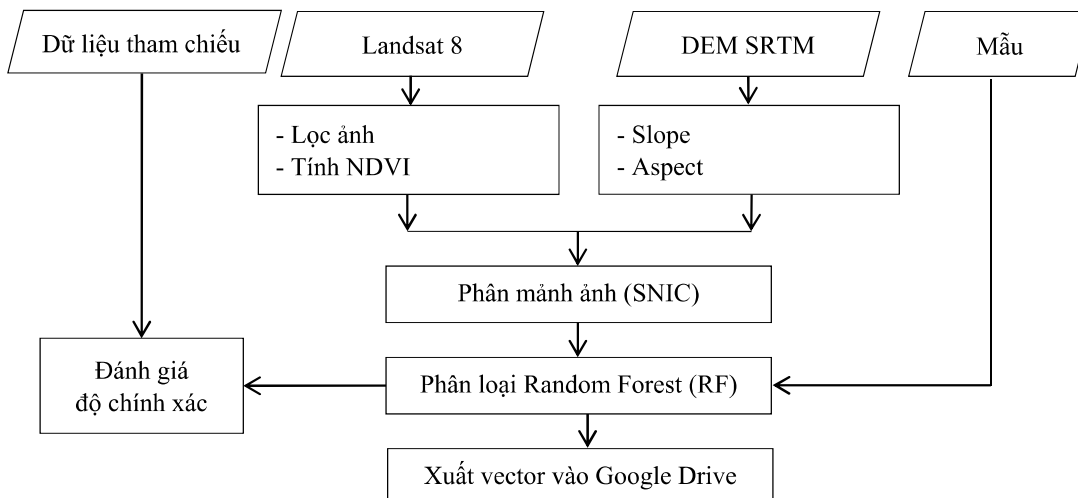
- Bước 1: Khai báo dữ liệu đầu vào.

Dữ liệu đầu vào bao gồm ảnh vệ tinh Landsat 8, dữ liệu mô hình số độ cao STRM DEM của khu vực thực nghiệm.

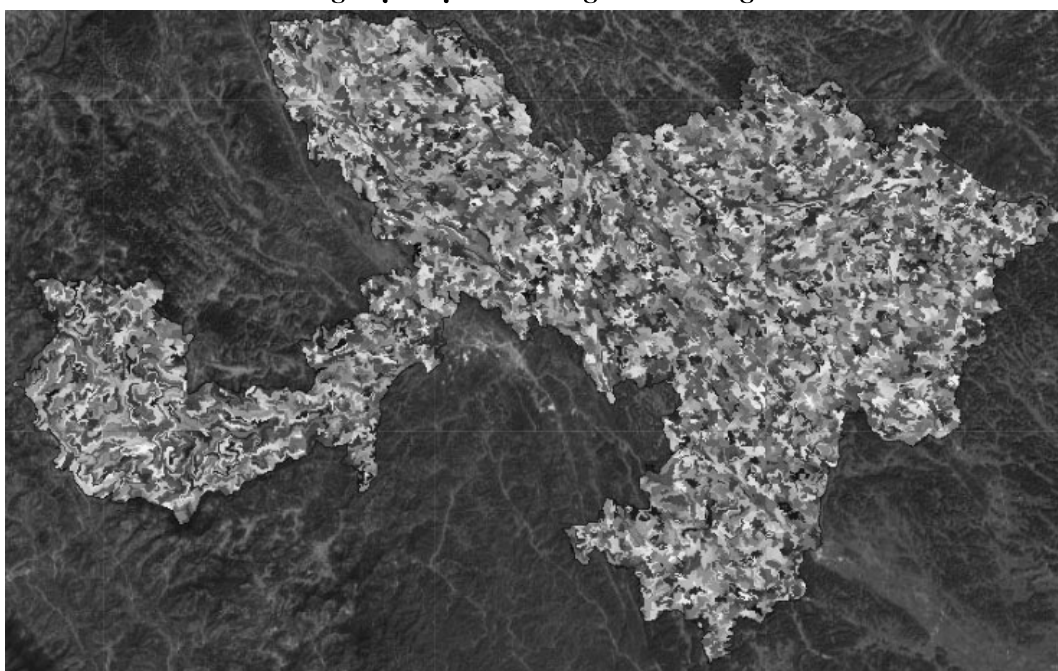
- Bước 2: Tính chỉ số thực vật NDVI. Chỉ số thực vật NDVI theo công thức (1).

Từ mô hình số độ cao, bản đồ độ dốc (Slope) được tạo ra.

- Bước 3: Phân mảnh ảnh.



**Hình 3: Sơ đồ xây dựng bản đồ phủ bề mặt khu vực công viên địa chất Non Nước Cao Bằng thực hiện trên Google Earth Engine**



**Hình 4: Kết quả phân mảnh ảnh tại khu vực nghiên cứu**

Sử dụng thuật toán phân cụm SNIC để phân mảnh ảnh. Đây là quá trình gộp các pixel đơn lẻ tạo thành đối tượng xem xét đến thông tin ngữ cảnh của vùng dữ liệu lân cận. Phân mảnh ảnh tạo ra các vùng hoặc đối tượng dựa trên các tham số cụ thể như đặc tính hình học, quy mô, độ đồng nhất. Thuật toán phân cụm SNIC được sử dụng để phân mảnh ảnh trong nghiên cứu này.

Bắt đầu từ điểm ảnh trung tâm, thuật toán SNIC lựa chọn điểm ảnh tiếp theo để thêm vào cụm, điểm ảnh được lựa chọn là điểm ảnh có khoảng cách nhỏ nhất tới điểm ảnh trung tâm trong 4 - 8 điểm ảnh lân cận điểm ảnh trung tâm. Dữ liệu đưa vào phân mảnh bao gồm 6 kênh ảnh của dữ liệu Landsat 8 (3 kênh trong dải nhìn thấy, 01 kênh cận hồng ngoại, 02 kênh hồng ngoại trung - các kênh ảnh có cùng

## Nghiên cứu

độ phân giải và phù hợp cho phân tích lớp phủ và sử dụng đất), dữ liệu NDVI, dữ liệu STRM, dữ liệu Slope và Aspect (phục vụ cho việc phân cụm ảnh phù hợp với khu vực đồi núi). Các tham số trong nghiên cứu này được khảo sát lựa chọn phù hợp với phân mảnh ảnh của khu vực nghiên cứu bao gồm kích thước phân mảnh là 3, độ chặt là 1, dữ liệu lân cận là 8, kích cỡ miền lân cận 1. Kết quả phân mảnh ảnh tạo ra dữ liệu ảnh được phân mảnh.

- Bước 4: Xác định các lớp phủ và tạo dữ liệu mẫu.

Dựa trên dữ liệu ảnh đã được phân mảnh theo thuật toán SNIC, công tác phân loại Random Forest sẽ được thực hiện. Bản chất của công tác này là gán các pixel, dưới pixel hay đối tượng thành các yếu tố chuyên đề từ đó tạo ra các lớp phủ.

Dữ liệu mẫu được lựa chọn theo phương pháp ngẫu nhiên với số lượng mẫu được lấy là 1042 polygon cho 6 loại lớp phủ được xây dựng. Các loại lớp phủ này bao gồm: lúa (LUA), đất ở khu vực nông thôn (ONT), rừng tự nhiên (RTN), rừng trồng (RSX), thủy hệ (NUOC), đất nông nghiệp khác (NKH).

- Bước 5: Phân loại có kiểm định thực hiện trên GEE.

Áp dụng phân loại có kiểm định thực hiện trên GEE với ảnh đã được phân mảnh. Giá trị mẫu được lấy trên đối tượng ảnh với thông tin của 6 kênh ảnh của Landsat 8 và các thông tin hỗ trợ NDVI, STRM. Sử dụng phương pháp phân loại Random Forest, mã chương trình phân loại bằng phương pháp RF theo đối tượng đư trình bày tại Bảng 2.

**Bảng 2. Mã chương trình phân loại bằng phương pháp RF theo đối tượng**

```
73 var minMax = clusters.reduceNeighborhood(ee.Reducer.minMax(), ee.Kernel.square(1));
74 var perimeterPixels = minMax.select(0).neq(minMax.select(1)).rename('perimeter');
75 Map.addLayer(perimeterPixels, {min: 0, max: 1}, 'perimeterPixels');
76 var perimeter = perimeterPixels.addBands(clusters)
77 | .reduceConnectedComponents(ee.Reducer.sum(), 'clusters', 256);
78 Map.addLayer(perimeter, {min: 100, max: 400}, 'Perimeter size', false);
79 var sizes = ee.Image.pixelLonLat().addBands(clusters).reduceConnectedComponents(ee.Reducer.minMax(),
80 'clusters', 256);
81 var width = sizes.select('longitude_max').subtract(sizes.select('longitude_min')).rename('width');
82 var height = sizes.select('latitude_max').subtract(sizes.select('latitude_min')).rename('height');
83 Map.addLayer(width, {min:0, max:0.02}, 'Cluster width', false);
84 Map.addLayer(height, {min:0, max:0.02}, 'Cluster height', false);
85 var objectPropertiesImage = ee.Image.cat([ ]).float();
93 print(objectPropertiesImage, 'objectImage');
94 // Merge featurecollection
95 var mm = lua.merge(ont).merge(rsx).merge(rtn).merge(nuoc).merge(nkh);
96 print(mm, 'mm');
97 // training data
98 var training = objectPropertiesImage.select(['B2', 'B3', 'B4', 'B5', 'B6', 'B7', 'nd', 'nd_1', 'b1',
99 'slope', 'aspect', 'B2_1', 'B3_1', 'B4_1', 'B5_1', 'B6_1', 'area', 'perimeter', 'width', 'height'])
100 .updateMask(seeds)
101 .sampleRegions({
102   collection: mm,
103   properties: ['landcover'],
104   scale: 30,
105   projection: 'EPSG:4326',
106   tileScale: 0,
107 });
108 print(training, 'training');
```

- Bước 7: Đánh giá độ chính xác phân loại.

Các tiêu đánh giá độ chính xác phân loại được lập trình trên cơ sở các công thức (4), (5), (6), (7), (8), (9), (10). Mã của chương trình được trình bày trong Bảng 3.

**Bảng 3. Mã chương trình đánh giá độ chính xác phân loại đối tượng**

```
# 148 print(confMatrix)
149
# 150 var OA = confMatrix.accuracy()
# 151 var CA = confMatrix.consumersAccuracy()
# 152 var Kappa = confMatrix.kappa()
# 153 var Order = confMatrix.order()
# 154 var PA = confMatrix.producersAccuracy()
155
# 156 print(confMatrix, 'Confusion Matrix')
# 157 print(OA, 'Overall Accuracy')
# 158 print(CA, 'Consumers Accuracy')
# 159 print(Kappa, 'Kappa')
# 160 print(Order, 'Order')
# 161 print(PA, 'Producers Accuracy')
162
163 // Creat legend on map in google earth engine
164 // set position of panel
165 var legend = ui.Panel({});
```

- Bước 6: Đánh giá độ chính xác phân loại.

Các tiêu đánh giá độ chính xác phân loại được lập trình trên cơ sở các công thức (4), (5), (6), (7), (8), (9), (10). Sản phẩm phân loại được đánh giá độ chính xác thông qua dữ liệu tham chiếu là các điểm độc lập được lấy mẫu trên ảnh Google earth năm 2019 ngẫu nhiên và trải đều trên toàn khu vực.

### 3.4. Kết quả thực nghiệm

Kết quả phân loại dựa trên đối tượng trên Google Earth Engine khu vực thực nghiệm được trình bày trong Hình 5.

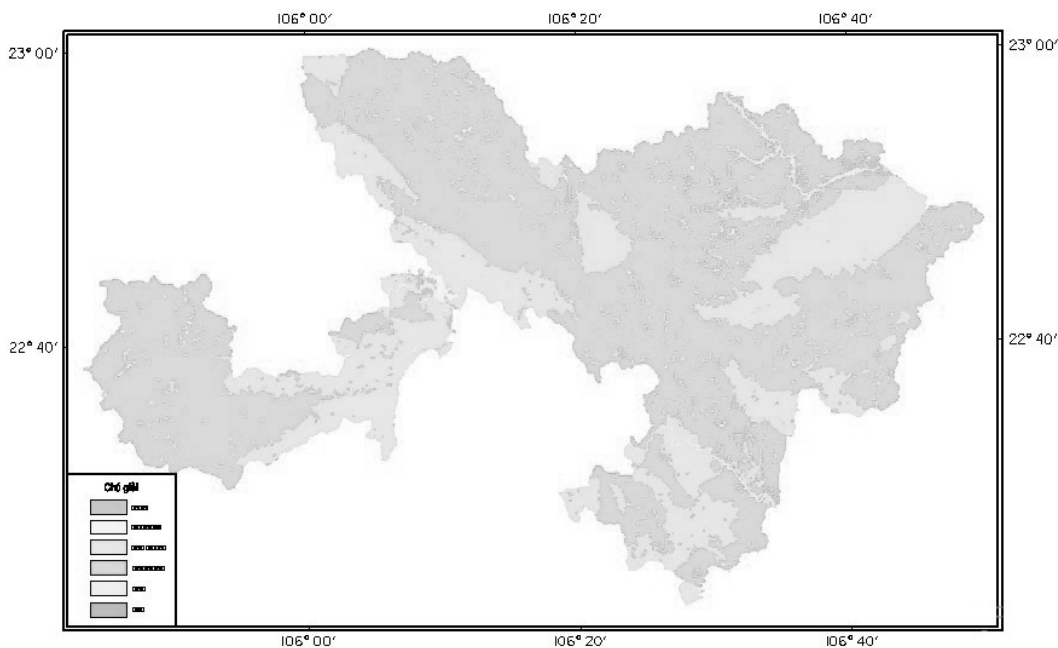
Độ chính xác phân loại được thể hiện bởi ma trận sai số. Ma trận này là một ma trận không gian đối xứng được xây dựng cho phép so sánh sự tương đồng và không tương đồng thuộc tính của sản phẩm phân loại với dữ liệu tham chiếu được thực hiện trên ArcGIS 10.3, ma trận được thể hiện trong Bảng 4.

- Sai số tổng thể (OA) có giá trị:

$$OA = \left( \sum_{i=1}^k x_{ii} / N \right) \times 100\% = 83,2\%$$

- Hệ số K có giá trị:

$$K_{\text{hat}} = \left( N \times \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k x_{i+1} \times x_{1+i} \right) / \left( N^2 - \sum_{i=1}^k x_{i+1} \times x_{1+i} \right) = 0,78$$



**Hình 5: Kết quả phân loại dựa trên đối tượng khu vực công viên địa chất toàn cầu Non Nước Cao Bằng**

Trong Hình 5, màu tím biểu thị lớp lúa (LUA), màu vàng biểu thị đất ở khu vực nông thôn (ONT), màu xanh đậm biểu thị rừng tự nhiên (RTN), màu xanh nhạt biểu thị rừng trồng (RSX), màu xanh da trời biểu thị thủy hệ (NUOC) và màu cam biểu thị đất nông nghiệp khác (NKH).

*Bảng 4. Ma trận sai số*

	LUA	ONT	RSX	RTN	NUOC	NKH	PA	CE	F
LUA	80.0	5.0	10.0	4.0	1.0	4.0	76.9	23.1	79.2
ONT	5.0	66.0	5.0	3.0	0.0	0.0	83.5	16.5	80.5
RSX	1.0	4.0	172.0	16.0	0.0	5.0	86.9	13.1	85.8
RTN	6.0	3.0	11.0	145.0	2.0	4.0	84.8	15.2	85.3
NUOC	3.0	1.0	3.0	0.0	15.0	0.0	68.2	31.8	73.2
NKH	3.0	6.0	2.0	1.0	1.0	60.0	82.2	17.8	82.2
UA	81.6	77.6	84.7	85.8	78.9	82.2			
OE	18.4	22.4	15.3	14.2	21.1	17.8			

Từ bảng ma trận sai số theo đánh giá độ chính xác trình bày ở phần trên, sai số tổng thể là 83,2% và hệ số Kappa là 0,78. Như vậy, độ chính xác của kết quả phân loại tại khu vực thực nghiệm khá tốt.

Từ Bảng 4 cho thấy, xét về tổng thể, độ chính xác phân loại các lớp phủ khá đồng đều. Lớp rừng tự nhiên là lớp được chiết tách với độ chính xác cao nhất. Lớp có độ chính xác thấp nhất là lớp đất ở nông thôn, điều này cũng rất phù hợp với khu vực thực nghiệm với đặc điểm địa hình đồi núi, khu vực dân cư thường có diện tích ít và nằm rải rác.

## **5. Kết luận và kiến nghị**

### **5.1. Kết luận**

Qua nghiên cứu này, một số kết luận được rút ra như sau:

- Trên nền tảng của công nghệ điện toán đám mây Google Earth Engine, bản đồ lớp phủ bề mặt khu vực công viên địa chất Non Nước Cao Bằng tỉnh Cao Bằng đã được thành lập bao gồm 6 loại lớp phủ, đó là lớp lúa (LUA), lớp dân cư nông thôn (ONT), lớp rừng tự nhiên (RTN), lớp rừng trồng (RSX), lớp nước (NUOC) và lớp đất trồng khác (NKH). Độ chính xác của các lớp phủ bề mặt tại khu vực thực nghiệm là tốt và khá đồng đều. Chính vì vậy, kết quả này có độ tin cậy cao khi đưa vào sử dụng.

- Chương trình phân loại, chiết tách thông tin lớp phủ bề mặt tại khu vực công viên địa chất Non Nước Cao Bằng đã được xây dựng trên nền tảng của ứng dụng GEE theo một quy trình chặt chẽ với thuật toán được sử dụng trong phân loại là thuật toán Random Forest - đây là một trong những thuật toán học máy hiện đại nhất hiện nay. Bên cạnh đó, chương trình còn sử dụng thuật toán phân cụm SNIC để phân mảnh ảnh với các tham số phù hợp với khu vực thực nghiệm.

Trên nền tảng của công nghệ điện toán đám mây GEE, chương trình phân loại lớp phủ bề mặt được xây dựng với việc lựa chọn các thuật toán ưu việt, các tham số phù hợp với khu vực thực nghiệm sẽ cho kết quả phân loại có độ chính xác và độ tin cậy cao.

### **5.2. Kiến nghị**

Khi sử dụng GEE, người dùng cần chú ý một số vấn đề như sau:

Với mỗi khu vực nghiên cứu, người sử dụng cần lấy số lượng mẫu đủ lớn phục vụ cho việc phân loại. Bên cạnh đó, cần phải thực hiện việc khảo sát nhằm có được bộ tham số (như kích thước phân mảnh, độ chặt, dữ liệu lân cận, kích cỡ miền lân cận) phù hợp với khu vực thực nghiệm.

Việc phân loại dựa trên điện toán đám mây Google Earth Engine so với các

phần mềm thương mại là cho ra kết quả phân loại nhanh chóng. Tuy nhiên, GEE là ứng dụng sử dụng kết nối internet, tốc độ xử lý của chương trình phụ thuộc vào tốc độ của đường truyền mạng. Do vậy, một đường truyền mạng ổn định, tốc độ cao là cần thiết khi thành lập bản đồ phân loại đặc biệt là đối với các khu vực có diện tích lớn.

**Lời cảm ơn:** Bài báo được thực hiện dưới sự hỗ trợ của đề tài nghiên cứu khoa học cấp Bộ: “Nghiên cứu ứng dụng viễn thám và GIS trong giám sát công viên địa chất”, mã số TNMT.2018.03.02.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Ate Poortinga, Nicholas Clinton, David Saah, Peter Cutter, Farrukh Chishtie, Kel N. Markert, Eric R. Anderson, Austin Troy, Mark Fenn, Lan Huong Tran, Brian Bean, Quyen Nguyen, Biplov Bhandari, Gary Johnson and Peeranan Towashiraporn (2018). *An Operational Before-After-Control-Impact (BACI) Designed Platform for Vegetation Monitoring at Planetary Scale*. Remote sensing.
- [2]. Blaschke, T (2010). *Object based image analysis for remote sensing*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sensing, 65,2 - 16.
- [3]. Campos-Taberner, M.; García-Haro, F.J.; Camps-Valls, G.; Grau-Muedra, G.; Nutini, F.; Crema, A.; Boschetti, M. (2016). *Multitemporal and multiresolution leaf area index retrieval for operational local rice crop monitoring*. Remote Sens. Environ, 187, 102 - 118.
- [4]. García-Haro, F.J.; Campos-Taberner, M.; Muñoz-Marí, J.; Laparra, V.; Camacho, F.; Sánchez-Zapero, J.; Camps-Valls, G. (2018). *Derivation of global vegetation biophysical parameters from EUMETSAT Polar System*. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens, 139, 57 - 74.
- [5]. Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). *Random Forests for land cover classification*. Pattern Recognition Letters, 27(4), 294 - 300.
- [6]. Gonzalo Mateo-García, Luis Gómez-Chova, Julia Amorós-López, Jordi Muñoz-Marí and Gustau Camps-Valls (2018). *Multitemporal Cloud Masking in the Google Earth Engine*. Remote sensing.
- [7]. Lalit Kumar and Onesimo Mutanga (2018). *Usage, Trends, and Potential*. Remote sensing.
- [8]. Masoud Mahdianpari, Bahram Salehi, Fariba Mohammadimanesh, Saeid Homayouni and Eric Gill (2019). *The First Wetland Inventory Map of Newfoundland at a Spatial Resolution of 10 m Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data on the Google Earth Engine Cloud Computing Platform*. Remote sensing.
- [9]. Onesimo Mutanga, Lalit Kumar (2019). *Google Earth Engine Applications*. Remote sensing.
- [10]. Radhakrishna Achanta and Sabine S`usstrunk (2017). *Superpixels and Polygons using Simple Non-Iterative Clustering*. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).
- [11]. Waske, B., and Braun, M. (2009). *Classifier ensembles for land cover mapping using multitemporal SAR imagery*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 64(5), 450 - 457.
- BBT nhận bài: 13/8/2020; Phản biện xong: 31/8/2020; Chấp nhận đăng: 28/9/2020