

DOI:10.22144/ctujs.2026.037

ỨNG DỤNG ECOGNITION PHÂN LOẠI THẨM PHỦ RỪNG PHÒNG HỘ DẦU TIẾNG, TỈNH TÂY NINH

Nguyễn Thị Hà*

Khoa Tài nguyên và Môi trường, Trường Đại học Lâm nghiệp - Phân hiệu Đồng Nai, Việt Nam

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): ntha@vnuaf2.edu.vn

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 16/06/2025

Sửa bài (Revised): 28/07/2025

Duyệt đăng (Accepted): 19/12/2025

Title: Application of eCognition and Sentinel-2A Imagery in Classifying Forest Status in the Dau Tieng Protection Forest, Tay Ninh province

Author: Nguyen Thi Ha

Affiliation(s): Faculty of Natural Resources and Environment, Vietnam National University of Forestry - Dong Nai Campus, Viet Nam

TÓM TẮT

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm trình bày ứng dụng phần mềm eCognition để phân loại thẩm phủ rừng phòng hộ tại Dầu Tiếng, tỉnh Tây Ninh bằng ảnh vệ tinh Sentinel-2A. Phương pháp phân loại thẩm phủ sử dụng các công cụ "Assign Class", "Classification" trong phần mềm eCognition kết hợp dữ liệu điều kiện ngoại nghiệp từ 80 mẫu khóa ảnh, các ô tiêu chuẩn và phân loại theo phương pháp huấn luyện theo ngưỡng logic không cần huấn luyện (Rule Set) đã được sử dụng trong nghiên cứu này. Kết quả cho thấy tại khu vực được phân loại thành 8 lớp phủ, trong đó có 5 trạng thái rừng với tổng diện tích có rừng là 25.156,53 ha (chiếm 89,33%) bao gồm: rừng thường xanh trung bình, thường xanh nghèo, thường xanh kiệt, thường xanh phục hồi và rừng trồng với độ chính xác phân loại đạt 82,5% và hệ số Kappa là 0,8. Kết quả nghiên cứu cũng cho thấy việc sử dụng công cụ "Classification" trong phân loại đối tượng rừng có độ chính xác và hiệu quả cao hơn so với phân loại dựa trên ngưỡng giá trị của các chỉ số phổ (Rule Set).

Từ khóa: Dầu Tiếng, eCognition, mẫu khóa ảnh, phân loại đối tượng, rừng phòng hộ, Sentinel-2A

ABSTRACT

This study presents the application of eCognition software to classify forest status in the Dau Tieng Protection Forest Management Board, Tay Ninh Province, using Sentinel-2A satellite images. The land cover classification method using tools such as "Assign Class" and "Classification" in eCognition and field survey data from 80 key image interpretation points, combined with standard plots, as well as a rule-based classification method using logical thresholds that does not require training data (Rule Set) were used in this study. The results show that the area was classified into eight land cover classes, including five forest types, with a total forested area of 25.156.53 hectares (accounting for 89.33%). These forest types include: medium evergreen forest, poor evergreen forest, very poor evergreen forest, recovery forest and planted forest, with the classification accuracy reaching 82.5% and the Kappa coefficient is 0.8. The study also shows that the use of the "Classification" tool in classifying forest objects has higher accuracy than classification based on the threshold value of spectrum indicators (Rule Set).

Keywords: Dau Tieng, eCognition, object-based classification, protection forest, key image samples, Sentinel-2A

1. GIỚI THIỆU

Công nghệ GIS (Geographic Information System – GIS) và viễn thám (Remote Sensing – RS) đã trở thành những công cụ không thể thiếu trong việc giám sát và quản lý rừng. Các phương pháp giám sát rừng truyền thống thường gặp phải những hạn chế đáng kể về thời gian, nhân công, khả năng tiếp cận và độ chính xác, đặc biệt là ở những địa hình xa xôi và hiểm trở (Luu et al., 2021). Nhiều nghiên cứu đã chứng minh hiệu quả của công nghệ GIS và RS trong việc giám sát độ che phủ rừng, phát hiện những thay đổi về sử dụng và độ che phủ đất (Land Use/Land Cover-LULC) và lập kế hoạch quản lý tài nguyên (Rogan et al., 2002; Valkov et al., 2022; Xu et al., 2022); quản lý thiên tai, quản lý lưu vực sông, đánh giá biến đổi khí hậu và đánh giá chiến lược lâm nghiệp (Lambin, 1997; Smirnyakov et al., 2022). Việc tích hợp phân tích không gian và cảm biến từ xa đã cách mạng hóa hoạt động giám sát môi trường bằng cách cho phép xử lý, trực quan hóa và diễn giải dữ liệu địa lý đa chiều với độ phân giải không gian và thời gian cao (Lapinskas, 2023). Hơn nữa, các công nghệ RS và GIS mang lại một số lợi thế chính, chẳng hạn như phạm vi phủ sóng rộng, tính nhất quán của dữ liệu, độ chính xác cao, khiến chúng trở nên lý tưởng cho hoạt động giám sát rừng có hệ thống và đánh giá hệ sinh thái dài hạn (Guimarães et al., 2020; Lambin, 1997). Hơn nữa, việc tích hợp GIS và RS với các thuật toán đã trở thành công cụ giám sát rừng bằng cách kết hợp các chỉ số thu được từ vệ tinh như chỉ số NDVI, EVI, nhiệt độ bề mặt đất với các phép đo thực tế, dữ liệu khí hậu và thông tin trắc nghiệm xã hội (Guimarães et al., 2020).

Đặc biệt, hiện nay, phần mềm eCognition Developer nổi lên như một công cụ mạnh mẽ trong phân tích ảnh viễn thám dựa vào đối tượng (OBIA). Khác với các phương pháp phân loại dựa trên điểm ảnh (pixel-based) truyền thống, cách tiếp cận OBIA cho phép các nhóm có độ phân giải tương đồng thành các vùng đối tượng đồng nhất, kết hợp cả thông tin phổ, hình dạng, kết cấu và ngữ cảnh không gian. Điều này giúp nâng cao đáng kể độ chính xác của kết quả giải đoán, đặc biệt trong việc phân định các đối tượng có ranh giới phức tạp (Blaschke, 2010; Duveiller et al., 2008). Bên cạnh đó, ảnh viễn thám độ phân giải cao như Sentinel-2 ngày càng được ứng dụng trong quản lý tài nguyên rừng. Điều này là nhờ vào khả năng thu nhận dữ liệu với chu kỳ lặp ngắn (5 ngày), độ phủ lớn (290 km) và độ phân giải không gian cao (10 – 20 m) ở nhiều dải phổ khác nhau. Đặc biệt, các dải phổ cận hồng ngoại (NIR), đồ biên (Red-edge) và các chỉ số như NDVI, SAVI, EVI,...

đã được khai thác hiệu quả để phân biệt các loại hình thảm thực vật và trạng thái rừng khác nhau (Forkuor et al., 2018; Xu et al., 2022). Kết quả nhiều nghiên cứu cũng đã nhận định việc kết hợp ảnh Sentinel-2A với công cụ phân loại của eCognition, đặc biệt là các thuật toán như "Multiresolution Segmentation", "Nearest Neighbor" hay "Decision Tree", mang lại hiệu quả cao trong phân loại hiện trạng rừng (Aksoy & Akçay, 2005; Laliberte et al., 2007; Oreti et al., 2021; Phiri et al., 2020). Các ứng dụng tiêu biểu bao gồm xác định ranh giới rừng tự nhiên, rừng trồng, đất trống và thậm chí theo dõi diễn biến rừng theo thời gian (Hung và ctv., 2021; Valkov et al., 2022). Kết quả một số nghiên cứu cũng đã chứng minh hiệu quả của phân đoạn tuần tự và phân loại dữ liệu ảnh viễn thám để lập bản đồ (Lourenço et al., 2021). Hơn nữa, khả năng tích hợp dữ liệu thực địa như mẫu khóa ảnh (MKA), ô tiêu chuẩn (OTC) trong eCognition giúp hiệu chỉnh và đánh giá độ chính xác của mô hình phân loại, từ đó nâng cao giá trị ứng dụng trong công tác quản lý rừng bền vững. Nhờ khả năng kết hợp dữ liệu đa nguồn và công nghệ phân tích hiện đại, việc sử dụng ảnh Sentinel-2A và phần mềm eCognition đang ngày càng trở thành xu thế quan trọng trong kiểm kê, theo dõi và giám sát hiện trạng rừng ở Việt Nam và nhiều quốc gia đang phát triển, đóng góp vào nỗ lực quản lý tài nguyên rừng hiệu quả và bền vững.

Tài nguyên rừng tại Ban quản lý rừng phòng hộ (BQLRPH) Dầu Tiếng, tỉnh Tây Ninh có chức năng đặc biệt quan trọng trong lưu giữ và điều tiết nguồn nước cho hồ Dầu Tiếng, nơi cung cấp nước sinh hoạt và tưới tiêu cho các tỉnh Đông Nam Bộ. Cho đến nay, tài nguyên rừng đã và đang đối mặt với nhiều thách thức trong quản lý tài nguyên rừng. Do tình trạng tác động đến tài nguyên rừng một cách trái phép diễn ra thường xuyên mặc dù có sự giám sát chặt chẽ của các cơ quan quản lý như lấn chiếm đất rừng, phá rừng, đốt rừng để canh tác nông lâm nghiệp; khai thác lâm sản trái phép, dẫn đến việc suy giảm chất lượng rừng, giảm diện tích và các tài nguyên khác. Việc quản lý tài nguyên rừng trước đây chủ yếu dựa trên những phương pháp truyền thống, chưa có tư liệu ảnh vệ tinh, chưa áp dụng công nghệ RS và công cụ GIS, việc này được thực hiện chủ yếu thông qua các cuộc tuần tra, khảo sát, tổng hợp báo cáo diễn biến rừng hàng năm và qua các đợt tổng điều tra rừng với chu kỳ 5 năm, số liệu thường có độ chính xác thấp, không kịp thời, và ít hiệu quả trong công tác bảo vệ, ngăn chặn mất rừng. Do đó, việc ứng dụng GIS và RS trong quản lý tài nguyên rừng, đặc biệt là sự kết hợp ảnh Sentinel-2A với công cụ phân loại của eCognition là một tất yếu

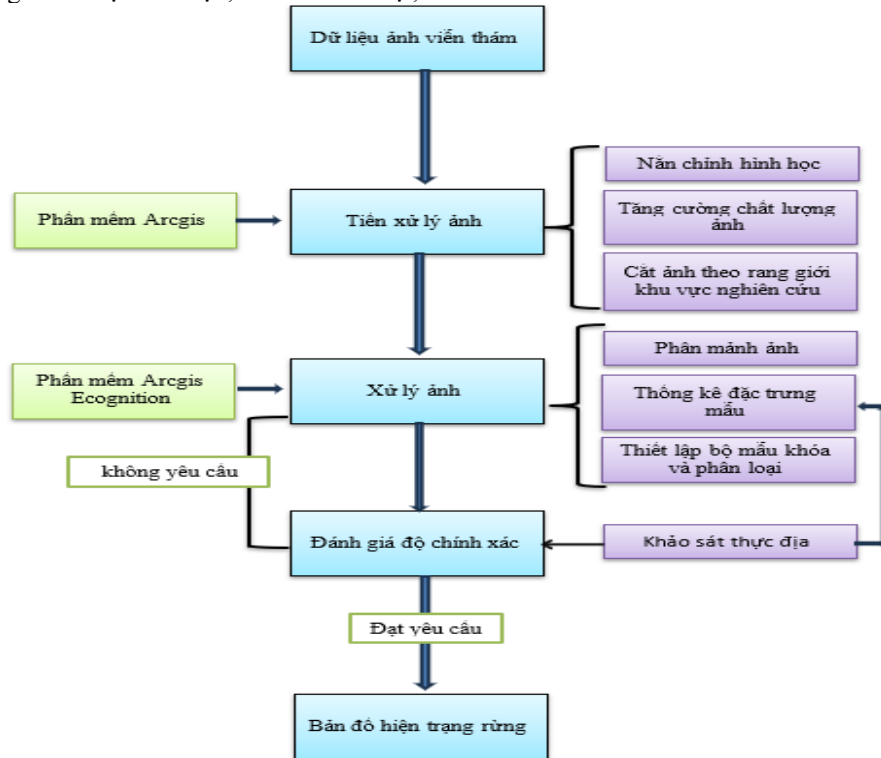
trong bối cảnh sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ GIS và RS. Việc nghiên cứu khảo sát phương pháp phân loại thảm phủ từ ảnh Sentinel-2A được thực hiện bằng phần mềm eCognition nhằm xây dựng bản đồ hiện trạng tài nguyên rừng BQLRPH Dầu Tiếng, tỉnh Tây Ninh góp phần quản lý, theo dõi, giám sát tài nguyên rừng một cách hiệu quả.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Đặc điểm khu vực nghiên cứu

Nghiên cứu được thực hiện từ tháng 11 năm 2023 đến tháng 12 năm 2024 tại khu vực BQLRPH Dầu Tiếng, thuộc địa giới hành chính các xã Suối Dây, Tân Thành, Suối Ngô, Tân Hạ (huyện Tân Châu) và xã Suối Đá (huyện Dương Minh Châu), tỉnh Tây Ninh. Khu vực nghiên cứu thuộc kiểu khí hậu nhiệt đới gió mùa cận xích đạo, với 2 mùa rõ rệt,

mùa khô từ tháng 11 đến tháng 4 hoặc tháng 5 năm sau, mùa mưa từ tháng 5 đến tháng 11. Nhiệt độ trung bình năm là 26,6⁰C, lượng mưa bình quân năm 1.800 mm, độ ẩm trung bình năm là 82%. Địa hình tương đối bằng phẳng đến hơi lượn sóng, cao dần từ phía Nam lên phía Bắc, điểm cao nhất 95 m so với mực nước biển, độ cao bình quân 65 m. Phía Bắc có nhiều trảng cỏ ngập nước theo mùa. Tài nguyên đất có nguồn gốc từ đất phù sa cổ và đất đỏ bazan, bao gồm các nhóm đất chính: nhóm đất xám, chủ yếu phát sinh trên nền đá granite và phù sa cổ; nhóm đất đỏ hình thành trên đá bazan. Tài nguyên rừng gồm rừng tự nhiên và rừng trồng. Trong đó, rừng tự nhiên gồm phần lớn các diện tích rừng trung bình, rừng nghèo và kiệt về trữ lượng, trong khi rừng trồng gồm rừng thuần loài hoặc hỗn giao dầu, sao đen, xà cừ, keo, cao su,...



Hình 1. Sơ đồ mô tả phương pháp nghiên cứu

2.2. Phương pháp điều tra và thu thập dữ liệu

Ảnh viễn thám: Dữ liệu ảnh vệ tinh Sentinel-2A có thời điểm thu nhận vào ngày 10 tháng 8 năm 2024 đã được sử dụng. Ảnh bao gồm các dải phổ với độ phân giải khác nhau: 10 m (Red, Green, Blue và NIR), 20 m (sáu kênh hồng ngoại sóng ngắn và Red Edge) và 60 m (nguồn: <https://scihub.copernicus.eu>). Các nguồn dữ liệu ảnh này đã được xử lý hiệu

chỉnh hình học và hệ tọa độ được chuyển đổi về hệ quy chiếu WGS 84 nhằm phục vụ xây dựng bản đồ hiện trạng rừng. Ngoài ra, dữ liệu bản đồ hiện trạng rừng năm 2023 cũng được sử dụng làm cơ sở xây dựng các điểm mẫu và OTC.

Dữ liệu đo đạc thực địa: 80 MKA được thu thập, trong đó 15 mẫu đồng thời là OTC và 65 mẫu MKA độc lập (Hình 2). Trong đó, 15 OTC được đo đạc theo TCVN 13353:2021, việc bố trí đại diện cho 8

trạng thái rừng khác nhau, bao gồm 12 OTC rừng tự nhiên và 3 OTC rừng trồng. Các OTC có diện tích tiêu chuẩn 500 m² (20 m × 25 m). Trong đó, số lượng OTC cụ thể ở mỗi trạng thái như sau: rừng trồng núi đất (DTR) (3 OTC), rừng lá rộng thường xanh trung bình (TXB) (3 OTC), rừng lá rộng thường xanh kiệt (TXK) (3 OTC), rừng lá rộng thường xanh nghèo (TXN) (3 OTC), rừng lá rộng thường xanh phục hồi (TXP) (3 OTC).

Tại mỗi ô tiêu chuẩn (OTC), các thông số được thu thập bao gồm: loài cây, đường kính ngang ngực (D1.3) đối với các cá thể có D1.3 ≥ 6 cm, chiều cao vút ngọn (Hvn). Mật độ (N) được xác định bằng cách đếm số cá thể trong từng OTC. Đường kính D1.3 được tính từ chu vi thân cây tại vị trí 1,3 m (C1.3), đo bằng thước dây với độ chính xác đến từng milimét. Chiều cao vút ngọn (Hvn) được đo bằng thước Blume–Leiss, với độ chính xác đến từng centimet (Tran et al., 2022).

2.3. Phương pháp xử lý dữ liệu

2.3.1. Quy trình phân tích, phân loại ảnh và lập bản đồ hiện trạng rừng

Bước 1. Phân đoạn ảnh

Việc phân đoạn ảnh được thực hiện bằng thuật toán Multiresolution Segmentation trong phần mềm eCognition nhằm chia nhỏ ảnh thành các đối tượng đồng nhất (Thị & Bảo, 2014). Thuật toán này cho phép làm giảm thiểu mức độ bất đồng của các đối tượng ảnh cho một độ phân giải nhất định và rất dễ thực hiện dựa theo việc lựa chọn các thông số về hình dạng (shape), màu sắc (color), độ chặt (compactness) và độ trơn (smoothness), Kết quả sẽ tạo ra tệp dữ liệu gồm nhiều vùng (polygon).

Bước 2. Tạo mẫu và gán nhãn phân loại

Các đối tượng sau phân đoạn được gán nhãn dựa trên dữ liệu mẫu thực địa (MKA). Các mẫu phân loại được chọn ngẫu nhiên từ một số lô của kết quả chạy phân vùng. Công cụ Standard Nearest Neighbor Classification được sử dụng kết hợp với các chỉ số thực vật: NDVI, RVI, GNDVI, EVI, AVI, NDWI, ARVI, GCI làm cơ sở phân loại các trạng thái rừng. Các chỉ số này có khả năng xác định chính xác thảm thực vật tại các điểm trên mặt đất (Awate & Nagre, 2023; Hung và ctv, 2021; Maselli, 2004).

Bước 3. Phân loại trạng thái rừng

Trạng thái rừng được phân loại dựa trên hai công cụ là “Assign Class” và “Classification”. Trong đó, “Assign Class” phân loại đối tượng dựa trên ngưỡng giá trị của các chỉ số phổ, trong khi “Classification” phân loại đối tượng theo các đặc điểm hình học, phổ

và ngữ cảnh không gian. Trạng thái rừng được xác định theo Thông tư 33/2018/TT-BNNPTNT (Bộ NN&PTNT, 2018) và Thông tư 16/2023/TT-BNNPTNT (Bộ NN&PTNT, 2023), gồm: rừng giàu, trung bình, nghèo và nghèo kiệt.

Bước 4. Kiểm tra độ chính xác

Xác định độ chính xác giải đoán ảnh: bố trí 80 điểm kiểm tra ngoài thực địa để kiểm chứng độ chính xác sau khi phân loại. Nó được đo lường thông qua dữ liệu tham chiếu, hệ số Kappa (K), độ chính xác của nhà sản xuất, người sử dụng và tổng thể (Russell, 1991). Trong đó hệ số Kappa được tính theo công thức sau:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - N \sum_{i=1}^r (x_i + x_{+i})}{\sum_{i=1}^r (x_i + x_{+i})}$$

Trong đó:

K: hệ số Kappa, N: tổng số pixel lấy mẫu, x_{ii} : số pixel đúng trong lớp thứ nhất, $x_i +$: tổng pixel lớp thứ i của mẫu, $+i$: tổng pixel của lớp thứ i sau phân loại, r : số lớp đối tượng phân loại, giá trị của hệ số Kappa phản ánh độ chính xác của kết quả phân loại (Landis & Koch, 1977).

Bước 5. Biên tập bản đồ hiện trạng rừng

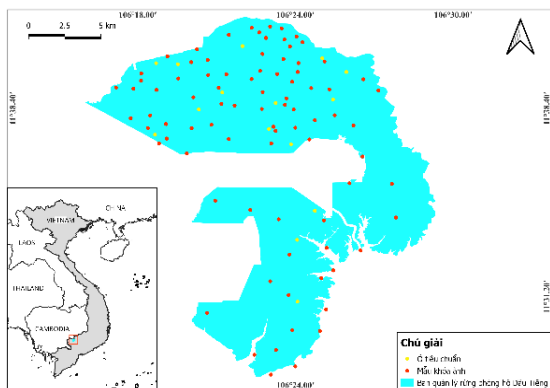
Trạng thái rừng được phân loại theo Thông tư 33/2018/TT-BNNPTNT (Bộ NN&PTNT, 2018) và Thông tư 16/2023/TT-BNNPTNT (Bộ NN&PTNT, 2023) quy định về điều tra, kiểm kê và theo dõi diễn biến rừng trữ lượng.

Bản đồ hiện trạng rừng được xây dựng dựa trên kết quả giải đoán ảnh, hiệu chỉnh sai số giải đoán, kết hợp chồng xếp, gộp các đối tượng liền kề có cùng trạng thái và diện tích < 0,3 ha và theo tiêu chuẩn TCVN: 11565:2016 (Bộ KH&CN, 2016).

2.3.2. Phân tích dữ liệu

Phân tích dữ liệu lâm học: Các đặc trưng lâm phần: D1.3, Hvn, N/ha, Gi/ha, và M/ha được tính từ dữ liệu OTC thông qua bảng tính Excel 2016 và phần mềm SPSS 20.5 để mô tả đặc trưng cấu trúc rừng và so sánh giữa các trạng thái.

Phân tích dữ liệu ảnh và bản đồ: Phần mềm eCognition Developer được sử dụng để phân loại ảnh, trong khi MapInfo 15, QGIS 3.34, và ArcGIS 10.4 được sử dụng để biên tập bản đồ hiện trạng tài nguyên rừng.



Hình 2. Bản thiết kế MKA và OTC tại khu vực nghiên cứu

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Đặc điểm lâm phần và mẫu khóa giải đoán ảnh

3.1.1. Đặc điểm lâm phần

Bảng 2 chỉ ra rằng, D1.3 bình quân của toàn lâm phần rừng trồng là 21,67 cm. Trong khi đó, rừng tự nhiên có kích thước nhỏ hơn. D1.3 cao nhất ở rừng TXB (19,35 cm), tiếp đến TXN (14,52 cm), TXK (11,23 cm), thấp nhất là TXP (8,67 cm). Các chỉ tiêu sinh trưởng D1.3 cho thấy sinh trưởng về đường kính rất thấp, điều này ảnh hưởng trực tiếp đến trữ lượng rừng ở mỗi kiểu trạng thái rừng, qua đó ảnh hưởng trực tiếp đến chất lượng tài nguyên rừng.

Bảng 1. Các chỉ số dùng trong nghiên cứu

Tên gọi	Ký hiệu	Công thức	Ý nghĩa	Nguồn
Chỉ số thực vật khác biệt quân bình	NDVI	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	Phân loại rừng, đất trống, mặt nước, NDVI có giá trị dao động từ -1 đến 1, > 0,3 thường là rừng, < 0,1 là đất trống hoặc nước. Sử dụng phân loại các loại rừng.	Rouse et al. (1974)
Tỷ số chỉ số thực vật	RVI	$RIV = NIR/Red$	Cho giá trị cao đối với vùng có thảm thực vật và giá trị thấp đối với các loại phủ đất khác (đất, băng, nước). Sử dụng phân loại DT.	Richardson & Wiegand (1977)
Chỉ số thực vật khác biệt quân bình "xanh"	GNDVI	$GNDVI = \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN}$	Giảm thiểu hiện tượng bão hòa chỉ số trong các khu vực có mật độ tán lá dày đặc, kết hợp các chỉ số khác để phân loại TXB, TXN TXK.	Gitelson et al. (1996)
Chỉ số thực vật tăng cường	EVI	$EVI = G * ((NIR - R) / (NIR + C1 * R - C2 * B + L))$	Phân tích thảm thực vật ở các khu vực có mật độ cao. Kết hợp NDVI để phân loại TXP, RTG.	Huete et al. (2002)
Chỉ số thực vật nâng cao	AVI	$AVI = [NIR * (1 - Red) * (NIR - Red)] / 3$	Làm nổi bật tán rừng, xác định tốt hơn sự khác biệt giữa các khu vực rừng có sinh khối cao và thấp. Kết hợp AVI và NDVI để phân loại rừng trung bình, nghèo và kiệt,...	Aulia et al. (2016)
Chỉ số nước khác biệt quân bình	NDWI	$NDWI = (NIR - SWIR) / (NIR + SWIR)$	Các giá trị cao đối với thảm thực vật và thấp đối với các loại lớp phủ đất khác (đất, băng, nước). Sử dụng phân loại MN.	EOS Data Analytics (2023)
Chỉ số diệp lục xanh	GCI	$GCI = (NIR) / (Green) - 1$	GCI giúp phân biệt giữa các khu vực rừng có độ che phủ khác nhau, từ rừng rậm đến rừng thưa. Kết hợp NDVI để phân loại TXB, TXN, TXK.	Gitelson et al. (2003)

Đối với chỉ tiêu sinh trưởng Hvn, rừng trồng có Hvn bình quân là 11,32 m. Đối với rừng tự nhiên, chỉ tiêu này có sự khác nhau giữa các trạng thái rừng. Hvn cao nhất đạt được ở TXB (14,45 m), tiếp

đến TXN (13,18 m), TXK (11,23 m), và thấp nhất là TXP (7,96 m). Chỉ số Hvn cũng ảnh hưởng trực tiếp đến các chỉ số như màu sắc (color), độ chặt (compactness) và độ trơn (smoothness) trên dữ liệu

ảnh Sentinel. Các trạng thái rừng có sự khác biệt lớn về độ cao, giúp cho quá trình nhận biết và phân loại tự động giảm thiểu được sự nhầm lẫn, giúp nâng cao về độ chính xác trong quá trình xây dựng bản đồ.

Mật độ rừng trồng (RTG) bình quân là 633 cây/ha, trong khi rừng tự nhiên bình quân là 535 cây/ha, cho thấy mật độ rừng khá thấp so với các khu vực khác. Trong đó, cao nhất ở TXB (640 cây/ha), tiếp đến TXN và TXK (560 cây/ha), thấp nhất là TXP (380 cây/ha). Các chỉ tiêu về mật độ của rừng tự nhiên chỉ ra mật độ rất thấp và làm giảm trữ lượng tài nguyên rừng ở mỗi trạng thái rừng và ảnh hưởng đến chất lượng rừng của toàn khu vực nghiên cứu. Chỉ tiêu về mật độ của các trạng thái rừng ảnh hưởng lớn đến dải màu liên tục trên ảnh viễn thám, các trạng thái rừng có mật độ lớn thường có cấu trúc chuỗi liên tục với màu sắc nhất quán lớn. Đây là một

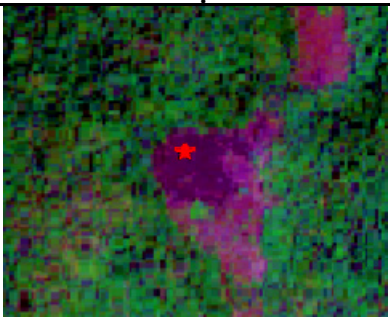

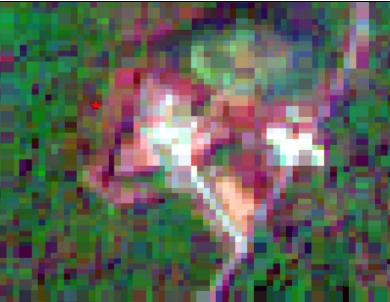

nhân tố rất quan trọng khi thực hiện phân loại các trạng thái rừng.



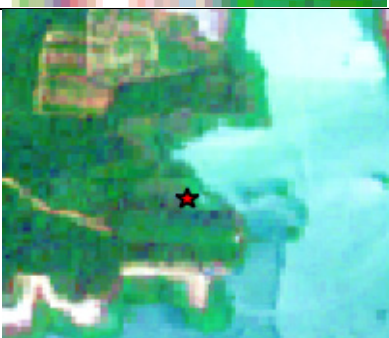

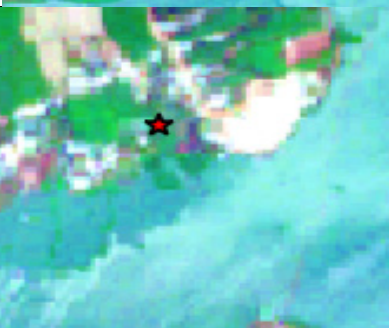

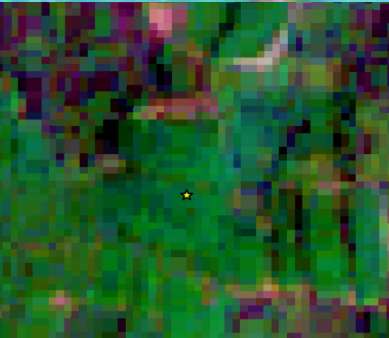

Tiết diện ngang của rừng trồng là 34,33 m²/ha. Trong khi rừng trồng có Gi/ha bình quân cao nhất đạt được ở TXB (21,87 m²/ha, tiếp đến là TXK (11,32 m²/ha), thấp nhất là TXP (chỉ có 7,96 m²/ha). Về trữ lượng lâm phần (m³/ha), rừng trồng đạt bình quân 170,59 m³/ha. Rừng tự nhiên đạt năng suất cao nhất ở TXB là 181,30 m³/ha, tiếp đến TXN (92,71 m³/ha), TXK (49,43 m³/ha), thấp nhất TXP chỉ 9,80 m³/ha. Các dẫn liệu ở trên cho thấy, trữ lượng tài nguyên rừng thấp phổ biến ở ngưỡng dưới 100 m³/ha, qua đó chỉ ra chất lượng tài nguyên rừng thấp. Thông qua phân tích hiện trạng trữ lượng lâm cơ sở khoa học cho việc xây dựng các lớp bản đồ phục vụ phát triển kinh tế xã hội và quản lý tài nguyên rừng.

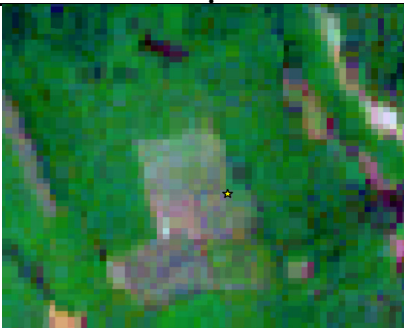

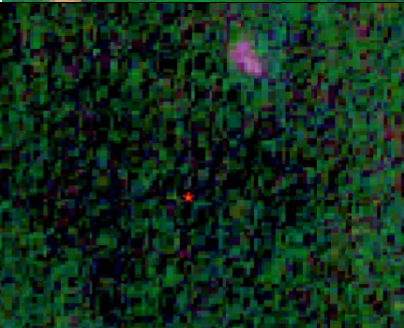

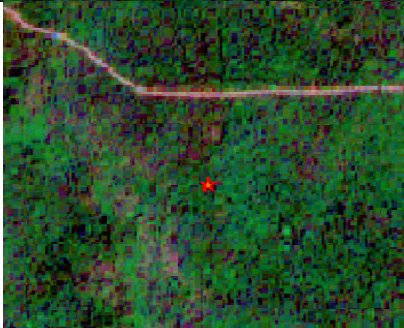

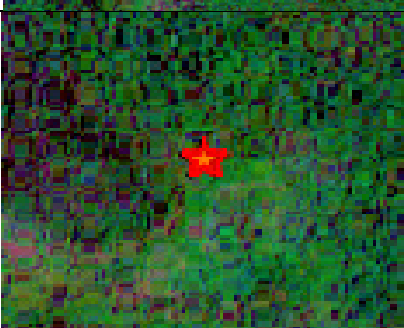
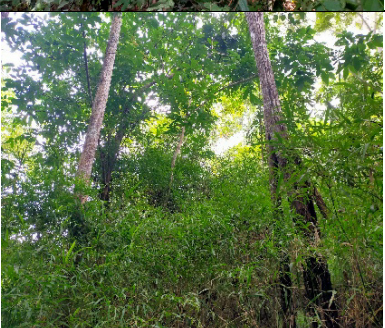
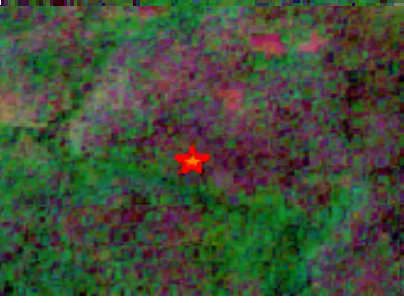
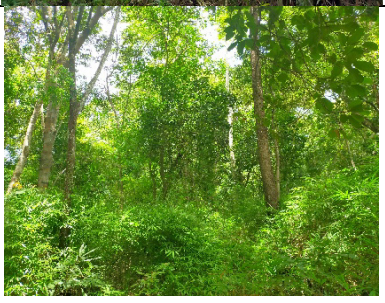
Bảng 2. Một số đặc điểm lâm phần rừng tự nhiên

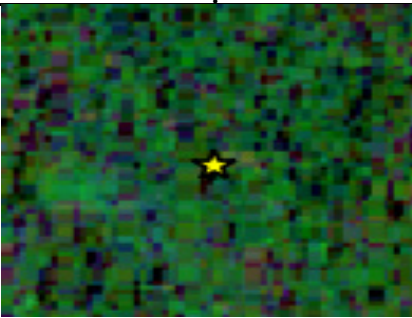

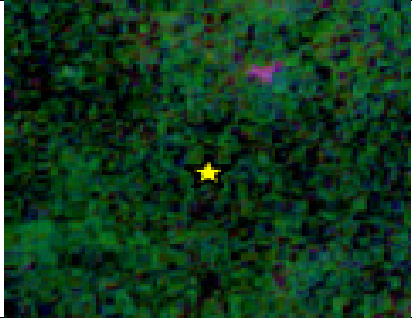

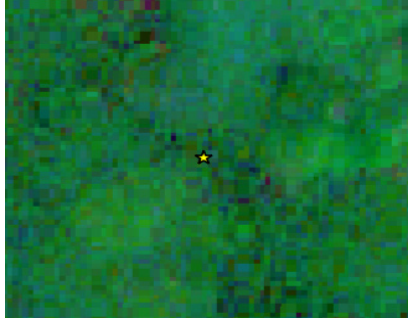

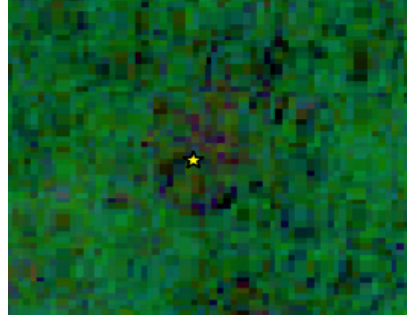

Trạng thái	Số OTC	D1.3 (cm)	Hvn (m)	N/ha (cây/ha)	Gi/ha (m ² /ha)	M/ha (m ³ /ha)
RTG	3	21,67	11,32	633	34,33	170,59
TXB	3	19,35	14,45	640	21,87	181,30
TXN	3	14,52	13,18	560	11,53	92,71
TXK	3	11,23	11,32	560	6,86	49,43
TXP	3	8,67	7,96	380	2,40	9,80

Ghi chú: D1.3: đường kính bình quân, Hvn: chiều cao bình quân, N: mật độ lâm phần, Gi: tiết diện ngang, M: trữ lượng rừng.

Tọa độ	Trạng thái	Ảnh vệ tinh	Ảnh thực địa
X: 593.940 Y: 1.287.479	ĐT - đất trồng		
X: 598.342 Y: 1.290.485	ĐK - Đất khác		

Tọa độ	Trạng thái	Ảnh vệ tinh	Ảnh thực địa
X: 599.116 Y: 1.285.102	ĐK - Đất khác		
X: 600.802 Y: 1.275.880	MN - Mặt nước		
X: 602.683 Y: 1.277.283	MN - Mặt nước		
X: 596.312 Y: 1.285.833	RTG - Rừng trồng		

Tọa độ	Trạng thái	Ảnh vệ tinh	Ảnh thực địa
X: 588.446 Y: 1.285.408	RTG - Rừng trồng		
X: 593.090 Y: 1.288.395	TXB - Rừng tự nhiên thường xanh trung bình		
X: 601.660 Y: 1.289.866	TXB - Rừng tự nhiên thường xanh trung bình		
X: 596.779 Y: 1.287.670	TXK - Rừng tự nhiên thường xanh kiệt		
X: 594.470 Y: 1.291.671	TXK - Rừng tự nhiên thường xanh kiệt		

Tọa độ	Trạng thái	Ảnh vệ tinh	Ảnh thực địa
X: 600.743 Y: 1.287.921	TXN - Rừng tự nhiên thường xanh nghèo		
X: 591.469 Y: 1.287.195	TXN - Rừng tự nhiên thường xanh nghèo		
X: 599.511 Y: 1.280.075	TXP -Rừng tự nhiên thường xanh phục hồi		
X: 598.323 Y: 1.273.661	TXP -Rừng tự nhiên thường xanh phục hồi		

Hình 3. Một số mẫu khóa giải đoán ảnh chính tại khu vực nghiên cứu

3.1.2. Mẫu khóa giải đoán ảnh

Bộ mẫu khóa giải đoán ảnh được xây dựng dựa trên kết quả điều tra thực địa 80 mẫu ảnh kết hợp đặc điểm cấu trúc các đối tượng trên ảnh. Kết quả được trình bày ở Hình 3.

3.2. Phân vùng ảnh và phân loại trạng thái rừng

3.2.1. Phân loại trạng thái rừng bằng công cụ Assign class

Công cụ "Assign class" của eCognition được ứng dụng xác định các diện tích đồng nhất trên ảnh thành những lô trạng thái tương đối đồng nhất về tên trạng thái. Kết quả cho thấy chỉ số NBlue, Green,

Nir, SNHN, Red, ARVI, EVI, GCI, NDVI, NDVI, NDWI, và RIV có ngưỡng tương quan cao làm cơ sở phân loại mẫu gần các trạng thái rừng (Bảng 3). Hình 4 chỉ ra rằng, công cụ Assign class chỉ phân loại tốt các đối tượng có các ngưỡng chỉ số riêng biệt như: MN, DT, DTR, trong khi các loại trạng thái rừng và đất lập nghiệp không phân loại được.

Các chỉ số EVI, NDVI, và RIV có khả năng phân loại tốt hơn đối với thực vật, DT và MN do khoảng chênh lệch lớn giữa Min và Max. Trong khi đó, EVI và NDVI thường liên quan đến độ xanh và độ phân xạ của thực vật và hữu ích trong việc phân loại các loại đối tượng có độ che phủ thực vật khác nhau. RIV giúp phân biệt các đối tượng dựa trên tính chất

phản xạ như MN và DKH, do có khoảng chênh lệch rõ ràng.

Chỉ số của các đối tượng phân nhánh TXB, TXP, TXN, và TXK gần như tương đồng dẫn đến tình trạng chồng lấp trong quá trình phân loại. Chỉ số NDVI của trạng thái TXB giao động từ 0,425 đến 0,490, TXP từ 0,289 đến 0,503, TXN từ 0,330 đến 0,509 và TXK từ 0,335 đến 0,561, mức độ trùng lặp giữa các cặp TXB - TXP: 30,37%, TXB - TXN: 36,31%, TXB - TXK: 28,76%, TXP - TXN: 78,64%, TXP - TXK: 61,76%, TXN - TXK: 75,32%. Như vậy, các khoảng giá TXP - TXN và TXN - TXK có tỷ lệ chồng chéo cao nhất, gần 80,00%. Theo chỉ số trên, ta thấy khoảng cách chồng chéo là rất lớn.

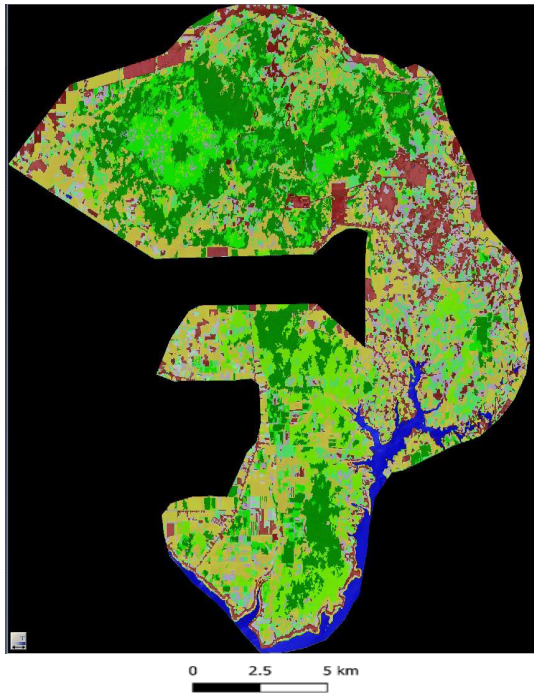
Bảng 3. Thông kê giá trị các chỉ số ở các trạng thái tại điểm MKA

	LDLR	LG	Blue	Green	Nir	Red	SNHN	ARVI	EVI	GCI	NDVI	NDWI	RIV
TXP	Min	1.396	1.534	3.145	1.341	1.586	0,15	4,20	0,84	0,29	-0,45	2,61	
	Max	1.586	1.762	4.278	1.734	2.383	0,34	4.729,00	1.623,00	0,50	-0,30	302,00	
TXN	Min	1.375	151	3.204	1.319	1.566	0,18	3,81	0,97	0,33	-0,46	2,22	
	Max	1.535	1.722	4.248	1.713	2.545	0,35	4.521,00	167,00	0,51	-0,33	307,00	
TXK	Min	1.381	1.518	3.046	1.333	3,8	0,19	2,50	0,92	0,34	-0,51	2,23	
	Max	1.613	1.788	4.736	1.772	1.616	0,39	4.776,00	2.044,00	0,56	-0,32	355,00	
TXB	Min	1.374	1.499	351	132	1.569	0,27	3.873,00	1,51	0,43	-0,44	2,64	
	Max	1.422	1.565	3.983	1.418	1.821	0,33	4.473,00	1.543,00	0,49	-0,38	292,00	
MN	Min	1.482	1.566	1.432	1.418	1.104	-0,03	-0,84	-0,30	-0,09	-0,38	0,83	
	Max	2.324	2.725	3.755	2.448	2.425	0,27	7.343,00	121,00	0,43	0,21	214,00	
RTG	Min	1.298	1.395	2.602	1.299	1.593	0,07	0,82	0,57	0,21	-0,51	1,87	
	Max	2.093	237	5.344	2.647	4.585	0,41	5.939,00	2.053,00	0,57	-0,23	368,00	
DT	Min	1.304	1.482	1.732	1.391	1.001	-0,04	-567,00	0,07	0,05	-0,48	1,31	
	Max	3.112	3.715	5.267	445	5.589	0,36	9.988,00	1.825,00	0,53	-0,03	322,00	
DKH	Min	1.349	1.522	2.519	1.331	1.245	-0,04	0,18	0,14	0,04	-0,53	1,41	
	Max	3.181	3.849	546	4.518	5.534	0,41	8.112,00	2.217,00	0,58	-0,07	378,00	

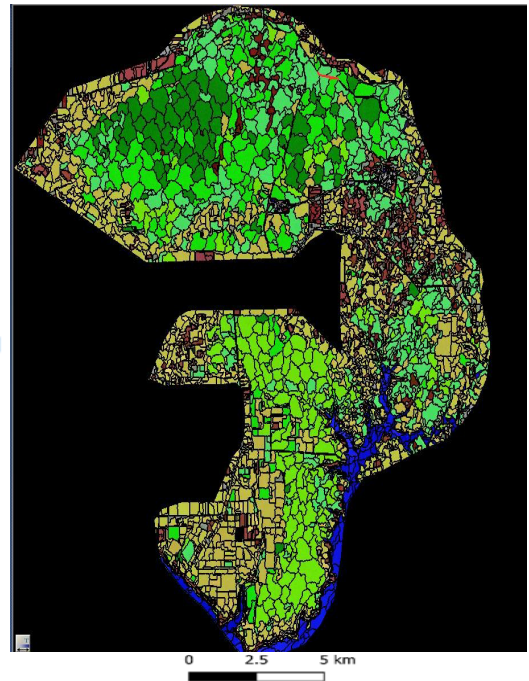
3.2.2. Phân loại trạng thái rừng bằng công cụ Classification

Công cụ "Classification" trong phần mềm eCognition đã được ứng dụng để phân loại đối tượng dựa trên các đặc điểm khác nhau như màu sắc, kết

cấu, hình dạng và kích thước, sau đó các đối tượng này được phân loại theo tiêu chí do người dùng định nghĩa. Trong nghiên cứu này, chỉ số giá trị thực vật NDVI được sử dụng để phân loại trạng thái rừng (Bảng 4). Kết quả phân loại trạng thái rừng bằng công cụ Classification được thể hiện như Hình 5.



Hình 4. Kết quả phân loại bằng Assign class



Hình 5. Kết quả phân loại các trạng thái rừng bằng Classification

Bảng 4. Ngưỡng chỉ số NDVI của các trạng thái rừng

LDLR	Trạng thái rừng	Ngưỡng chỉ số NDVI
DT	Đất trống	0,114 – 0,396
DKH	Đất khác	0,043 – 0,286
MN	Mặt nước	0,090 – 0,365
TXB	Rừng tự nhiên thường xanh trung bình	0,443 – 0,490
TXN	Rừng tự nhiên thường xanh nghèo	0,404 – 0,490
TXK	Rừng tự nhiên thường xanh kiệt	0,365 – 0,459
TXP	Rừng tự nhiên chưa có trữ lượng	0,412 – 0,506
RTG	Rừng trồng	0,373 – 0,545

Ghi chú: TXB: trữ lượng gỗ cây đứng từ 101 đến 200 m³/ha, TXN: trữ lượng gỗ cây đứng từ 51 đến 100 m³/ha, TXK: trữ lượng gỗ cây đứng từ 10 đến 50 m³/ha, TXP: trữ lượng gỗ cây đứng nhỏ hơn 10 m³/ha (Bộ NN&PTNT, 2018).

3.3. Kiểm tra độ chính xác sau giải đoán ảnh

Tổng số 80 điểm kiểm chứng ngẫu nhiên đã được thiết lập trên 8 trạng thái rừng và đất lâm nghiệp để kiểm tra độ chính xác kết quả giải đoán ảnh. Kết quả được thể hiện ở Bảng 5.

Kết quả ma trận lỗi (Bảng 6) và tính toán hệ số Kappa (K = 0,8) có thể cho thấy rằng mức độ chính xác giải đoán ảnh cho 8 trạng thái bằng công cụ Classification đạt độ chính xác cao với 66/80 mẫu, đạt độ chính xác toàn cục là 82,50%. Hệ số Kappa = 0,8, tương ứng với mức đánh giá "tốt" theo thang phân loại của Landis and Koch (1977). Điều này cho thấy kết quả phân loại có độ tin cậy cao, đặc biệt MN không có sự sai khác (0%) và DT (10%). Tuy nhiên, một số nhầm lẫn vẫn còn tồn tại giữa các lớp

có đặc điểm phổ và cấu trúc gần nhau như TXN, TXK, TXP. Sự sai khác cao nhất ở TXK (30%), tiếp đến là TXB, TXN, TXP và DTR (20%), phản ánh độ chồng phổ giữa các trạng thái rừng, vốn là một thách thức thường gặp trong phân loại ảnh viễn thám. Tuy nhiên, kết quả đánh giá độ chính xác cho thấy phương pháp phân loại sử dụng ảnh Sentinel-2A kết hợp phân tích ảnh đối tượng bằng phần mềm eCognition đã mang lại hiệu quả cao trong phân loại hiện trạng rừng. Với hệ số Kappa đạt 0,8 và độ chính xác tổng thể đạt 82,50%, mô hình đã chứng minh khả năng phân biệt tốt giữa các loại hình thảm thực vật trong khu vực nghiên cứu. Đây là cơ sở tin cậy để ứng dụng trong các hoạt động kiểm kê, giám sát và quản lý tài nguyên rừng một cách hiệu quả và bền vững.

Kết quả nghiên cứu cho thấy rằng phương pháp phân loại bằng công cụ Classification trong phần mềm eCognition thể hiện độ chính xác cao hơn và có khả năng áp dụng toàn diện cho nhiều trạng thái khác nhau so với phương pháp phân loại theo ngưỡng logic không cần huấn luyện (Rule Set) bằng công cụ Assign Class. Kết quả giải đoán ảnh trong nghiên cứu đạt độ chính xác 82,50%, khẳng định tính khả thi trong việc xây dựng bản đồ hiện trạng tài nguyên rừng dựa trên ảnh viễn thám. Phương pháp xây dựng bản đồ hiện trạng bằng công cụ Assign class trong phần mềm eCognition chỉ phân loại tốt đối với các đối tượng có các ngưỡng chỉ số riêng biệt là MN, DT, DTR, nhưng các loại trạng thái rừng và đất lập nghiệp khó phân loại với độ chính xác không cao.

Kết quả này phù hợp với nhiều nghiên cứu trước đó tại Việt Nam. Bảo và ctv. (2017) khi lập bản đồ hiện trạng rừng huyện Vĩnh Cửu, tỉnh Đồng Nai, báo cáo sai số diện tích các trạng thái rừng đều dưới 10%. Trong khi đó, Hòa và Vinh (2017) ghi nhận độ chính xác phân loại ảnh đạt trên 80% khi xây dựng khóa phân loại ảnh phục vụ đánh giá hiện trạng đất

lâm nghiệp. Tương tự, Quân và Minh (2018), Hưng và ctv (2021) cũng ghi nhận độ chính xác trên 80% với ảnh không có dữ liệu phân loại rõ ràng. Ngoài ra, kết quả nghiên cứu của Tùng và ctv. (2019a) báo cáo độ chính xác phân loại toàn cục đạt 76,00%, trong khi việc kiểm chứng thực địa trong nghiên cứu của Kỳ và ctv. (2019b) đạt tới 90,35% (178/197 điểm kiểm tra). Kết quả báo cáo của Bảo và ctv. (2022) cho thấy độ chính xác đạt 74,00%, trong khi nghiên cứu gần đây của Bảo và ctv. (2024) ghi nhận độ chính xác giải đoán lên tới 87,36%.

Việc tổng hợp các kết quả cho thấy phương pháp phân loại ảnh vệ tinh, đặc biệt là thông qua phần mềm eCognition bằng công cụ Classification, có độ chính xác tương đối cao và ổn định. Đây là cơ sở quan trọng cho việc ứng dụng công nghệ GIS và viễn thám (RS) trong xây dựng bản đồ hiện trạng rừng và giám sát biến động lớp phủ thực vật ở nhiều quy mô không gian khác nhau. Những kết quả này cũng tương đồng với các nghiên cứu quốc tế, như Rane et al. (2023) đã khẳng định tiềm năng của phân tích ảnh viễn thám trong đánh giá tài nguyên rừng với độ chính xác đáng tin cậy.

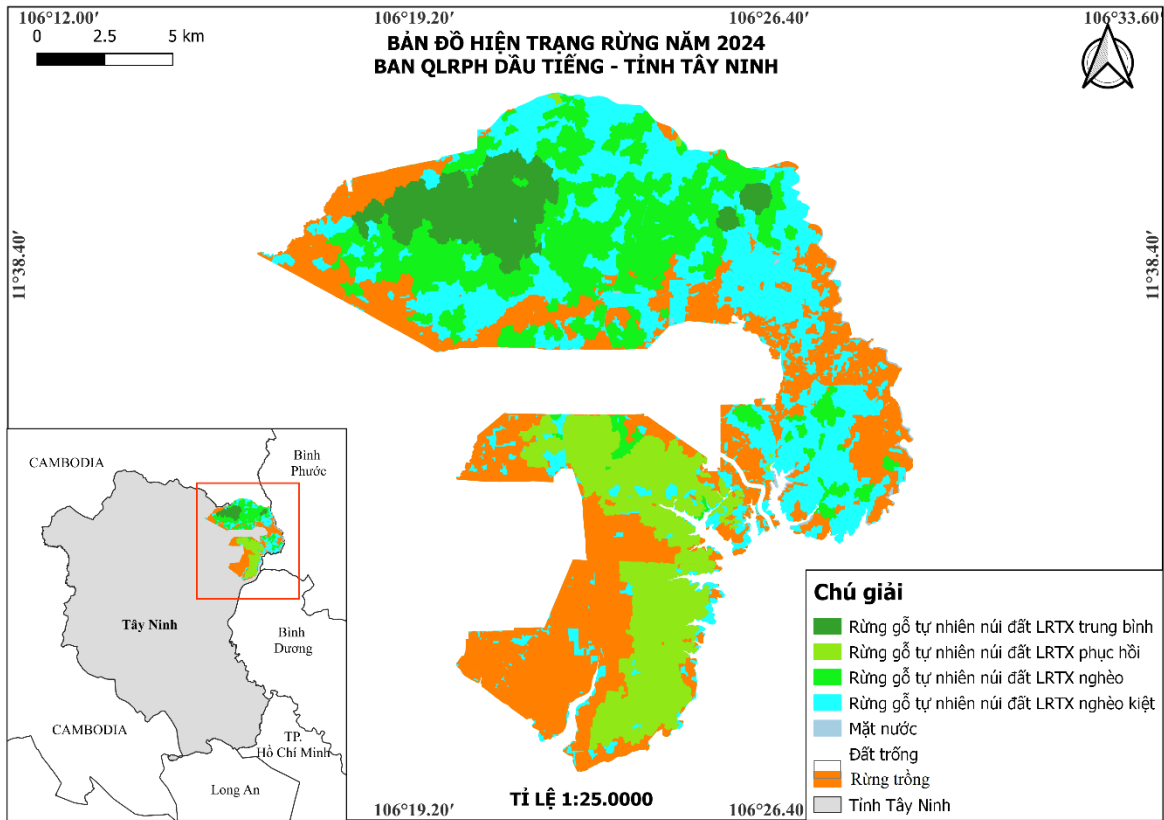
Bảng 5. Ma trận đánh giá độ chính xác

Giải đoán	Loại thảm phủ								Tổng	Độ chính xác người sử dụng (%)
	DT	DKH	MN	TXB	TXN	TXK	TXP	RTG		
DT	9	1							10	90
DKH	2	8							10	80
MN			10						10	100
TXB				8	1	1			10	80
TXN					8	1	1		10	80
TXK					2	7	1		10	70
TXP						2	8		10	80
RTG						1	1	8	10	80
Tổng	11	9	10	8	11	12	11	8		Độ chính xác toàn cục (%)
Độ chính xác nhà sản xuất (%)	82,2	81,8	88,9	100	100	72,7	58,3	72,7		82,5
Hệ số Kappa										0,8

3.4. Xây dựng bản đồ hiện trạng rừng

Bản đồ hiện trạng tài nguyên rừng được xây dựng dựa trên kết quả phân loại các lô rừng từ ảnh viễn thám, hiệu chỉnh lỗi hình học và gộp các lô rừng cùng trạng thái liền kề có diện tích nhỏ hơn 0,3 ha thông qua các công cụ của phần mềm Mapinfo. Kết quả được trình bày tại Hình 6 và Bảng 6.

Lớp phủ tại BQLRPH Dầu Tiếng, tỉnh Tây Ninh sau khi phân loại bao gồm 8 loại lớp phủ (bảng 6), trong đó có 5 trạng thái rừng với tổng diện tích có rừng là 25.156,53 ha (chiếm 89,33%) bao gồm: rừng thường xanh trung bình, thường xanh nghèo, thường xanh kiệt, thường xanh phục hồi và rừng trồng. Trạng thái rừng thường xanh nghèo có diện tích lớn nhất với 6.055,77 ha, chiếm 23,80% tổng diện tích.



Hình 6. Bản đồ hiện trạng rừng năm 2024

Bảng 6. Hệ thống diện tích theo các trạng thái rừng

LDLR	Trạng thái rừng	Diện tích (ha)	Tỷ lệ (%)
MN	Mặt nước	21,41	0,08
TXB	Thường xanh trung bình	1.576,36	6,20
TXN	Thường xanh nghèo	6.055,77	23,80
TXK	Thường xanh kiệt	4.112,83	16,17
TXP	Thường xanh phục hồi	3.570,39	14,03
DT	Đất trống	2.429,01	9,55
DKH	Đất khác	264,54	1,04
RTG	Rừng trồng	7412,17	29,13
Tổng		25442,48	100

4. KẾT LUẬN

Kết quả nghiên cứu này đã khẳng định tính hiệu quả và ứng dụng thực tiễn cao của việc kết hợp ảnh vệ tinh Sentinel-2A với phần mềm eCognition trong phân loại thảm phủ và xây dựng bản đồ hiện trạng tài nguyên rừng. Hai phương pháp phân loại đã được áp dụng và so sánh trong nghiên cứu là: (1) phân loại theo ngưỡng logic không cần huấn luyện (Assign Class – Rule Set) và (2) phân loại dựa trên đặc trưng hình học, phổ và ngữ cảnh không gian (Classification). Kết quả nghiên cứu cho thấy phương pháp Assign Class có thể phân loại hiệu quả

các đối tượng có chỉ số phổ rõ ràng như mặt nước (MN), đất trống (DT), rừng trồng (DTR), nhưng lại gặp nhiều hạn chế khi xử lý các trạng thái rừng tự nhiên do sự chồng lấp phổ giữa các nhóm trạng thái như TXB, TXN, TXK, TXP nên trong nghiên cứu chỉ thực hiện việc tách các lớp MN và DT mà không tiếp tục áp dụng để thực hiện phân loại rừng. Phương pháp Classification phân loại hiện trạng rừng chính xác hơn với độ chính xác tổng thể đạt 82,50% và hệ số Kappa là 0,8 nằm ở mức xếp loại “tốt” theo thang phân loại của Landis and Koch (1977).

Diện tích được phân loại rừng tại BQLRPH Dầu Tiếng là 25.442,48 ha, trong đó diện tích có rừng là

25.156,53 ha (chiếm 89,33%) với năm trạng thái chính, bao gồm bốn trạng thái rừng tự nhiên và một trạng thái rừng trồng. Trạng thái rừng thường xanh nghèo (TXN) chiếm diện tích lớn nhất (23,80%), phản ánh thực trạng suy giảm chất lượng rừng và là cơ sở khoa học quan trọng cho việc xác định các vùng ưu tiên phục hồi rừng và quản lý lâm nghiệp bền vững. Kết quả nghiên cứu này đóng góp cơ sở dữ liệu đáng tin cậy phục vụ quản lý, giám sát và quy hoạch tài nguyên rừng, đặc biệt trong bối cảnh biến đổi khí hậu và áp lực suy thoái rừng ngày càng gia tăng. Trong những năm tới, việc tích hợp thêm

các thuật toán học máy (machine learning) có thể tiếp tục nâng cao độ chính xác phân loại và mở rộng phạm vi ứng dụng cho các khu vực khác trên cả nước.

Do hạn chế về kinh phí nên nghiên cứu khi được thực hiện mới chỉ sử dụng 80 điểm kiểm chứng để kiểm tra độ chính xác của kết quả phân loại rừng và đây chính là hạn chế của nghiên cứu. Do đó, những nghiên cứu tiếp theo khi được tiến hành cần tăng số lượng điểm kiểm chứng để có độ tin cậy cao hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Aksoy, S., & Akçay, H. G. (2005, June). Multi-resolution segmentation and shape analysis for remote sensing image classification. In *Proceedings of 2nd International Conference on Recent Advances in Space Technologies, 2005. RAST 2005*. (pp. 599-604). IEEE.
- Aulia, M. R., Setiawan, Y., & Fatikhunnada, A. (2016). Drought detection of West Java's paddy field using MODIS EVI satellite images (Case study: Rancaekek and Rancaekek Wetan). *Procedia Environmental Sciences*, 33, 646–653. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2016.03.119>
- Awate, P., & Nagne, A. (2023). Enhanced Vegetation Cover Assessment Using Sentinel-2A: A Unified Perspective on NDVI, SAVI, and GNDVI. In *International Conference on Information Science and Applications* (pp. 257-271). Singapore: Springer Nature Singapore.
- Bảo, T. Q., Lợi, N. Đ., & Khang, L. N. (2017). Ứng dụng GIS và viễn thám trong phân tích thực trạng và đánh giá diễn biến tài nguyên rừng tại huyện Vĩnh Cửu, tỉnh Đồng Nai. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (6), 92–100.
- Bảo, T. Q., Quyên, C. V. L., Minh, V. H., & Thông, N. H. (2022). Xây dựng bản đồ hiện trạng rừng của huyện Đồng Phú, tỉnh Bình Phước bằng ảnh vệ tinh Sentinel-2A. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (3), 53–63. <https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.2022.3.053-063>
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2-16. [doi:https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004)
- Bộ Khoa học và Công nghệ. (2016). *TCVN 11566:2016 – Bản đồ quy hoạch lâm nghiệp – Quy định trình bày và thể hiện nội dung*.
- Duveiller, G., Defourny, P., Desclée, B., & Mayaux, P. (2008). Deforestation in Central Africa: Estimates at regional, national and landscape levels by advanced processing of systematically-distributed Landsat extracts. *Remote Sensing of Environment*, 112(5), 1969-1981. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.07.026>
- EOS Data Analytics. (2023). *Normalized Difference Water Index (NDWI)*. <https://eos.com/make-an-analysis/ndwi/>
- Forkuor, G., Dimobe, K., Serme, I., & Tondoh, J. E. (2018). Landsat-8 vs. Sentinel-2: examining the added value of sentinel-2's red-edge bands to land-use and land-cover mapping in Burkina Faso. *GIScience & Remote Sensing*, 55(3), 331-354. <https://doi.org/10.1080/15481603.2017.1370169>
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., & Merzlyak, M. N. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 289-298. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00072-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00072-7)
- Gitelson, A. A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. N. (2003). Relationships Between Leaf Chlorophyll Content and Spectral Reflectance and Algorithms for Non-Destructive Chlorophyll Assessment in Higher Plant Leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160, 271–282. <https://doi.org/10.1078/0176-1617-00887>
- Guimarães, N., Pádua, L., Marques, P., Silva, N., Peres, E., & Sousa, J. J. (2020). Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: A review focusing on the data, processing and potentialities. *Remote Sensing*, 12(6), 1046. <https://doi.org/10.3390/rs12061046>
- Hòa, N. H., & Quốc, N. V. (2017). Sử dụng ảnh viễn thám Landsat và GIS xây dựng bản đồ biến động diện tích rừng tại vùng đệm Vườn quốc gia Xuân Sơn. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (3), 46–56.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)

- Hung, L. Q., & Hung, B. M. (2018). Sử dụng ảnh viễn thám Landsat và GIS xây dựng bản đồ biến động diện tích rừng tại huyện Đồn Hùng, tỉnh Phú Thọ. *Tạp chí Khoa học Lâm nghiệp*, 4, 127–137.
- Hung, B. M., Phuong, N. T. B., & Thảo, N. T. (2021). Biến động lượng thực vật che phủ và mối quan hệ với các nhân tố tự nhiên xã hội tại Yên Châu, Sơn La. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, 3, 31–40.
- Kairu, E. (1982). An introduction to remote sensing. *GeoJournal*, 6, 251-260.
<https://doi.org/10.1007/BF00210657>
- Laliberte, A. S., Fredrickson, E. L., & Rango, A. (2007). Combining decision trees with hierarchical object-oriented image analysis for mapping arid rangelands. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 73(2), 197-207.
<https://doi.org/10.14358/PERS.73.2.197>
- Lambin, E. F. (1997). Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography*, 21(3), 375-393.
<https://doi.org/10.1177/030913339702100303>
- Landis, J., & Koch, G. (1977). The Measurement Of Observer Agreement For Categorical Data. *Biometrics*, 33, 159-174.
<https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lapinskas, A. A. (2023). Influence of mining rent on the efficiency of using natural potential: the paradox of plenty and its Russian specifics. *Journal of Mining Institute*, 259(34), 79-94.
<https://doi.org/10.31897/PMI.2023.13>
- Lourenço, P., Teodoro, A. C., Gonçalves, J. A., Honrado, J. P., Cunha, M., & Sillero, N. (2021). Assessing the performance of different OBIA software approaches for mapping invasive alien plants along roads with remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 95, 102263.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102263>
- Luu, C., Pham, B. T., Van Phong, T., Costache, R., Nguyen, H. D., Amiri, M., & Prakash, I. (2021). GIS-based ensemble computational models for flood susceptibility prediction in the Quang Binh Province, Vietnam. *Journal of Hydrology*, 599, 126500.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126500>
- Maselli, F. (2004). Monitoring forest conditions in a protected Mediterranean coastal area by the analysis of multiyear NDVI data. *Remote Sensing of Environment*, 89(4), 423-433.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.10.020>
- Ngoan, T. T., Hoàn, V. M., Hoa, N. T., & Trí, T. T. (2024). Xây dựng bản đồ hiện trạng rừng phòng hộ Núi Cậu – Dầu Tiếng, tỉnh Bình Dương. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, 13(6), 93–104.
- Thị, N. V., & Bảo, T. Q. (2014). Ứng dụng kỹ thuật phân loại ảnh hưởng đối tượng nhằm phân loại trạng thái rừng theo Thông tư số 34. *Tạp chí Khoa học Lâm nghiệp*, 2, 3343–3353.
- Tùng, N. C., Hòa, N. H., & Quân, T. B. (2019a). Thành lập bản đồ rừng ngập mặn ven biển tỉnh Thái Bình từ ảnh Sentinel-2. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (6), 57–66.
- Kỳ, N. M., Loan, N. T. T., Khanh, B. P., & Hạnh, T. Đ. L. (2019b). Ứng dụng viễn thám đánh giá biến động tài nguyên rừng: Trường hợp điển hình ở huyện Chư Prông, tỉnh Gia Lai. *Tạp chí Khoa học – Trường Đại học An Giang*, 22(1), 67–80.
- Oreti, L., Giuliarelli, D., Tomao, A., & Barbati, A. (2021). Object oriented classification for mapping mixed and pure forest stands using very-high resolution imagery. *Remote Sensing*, 13(13), 2508.
<https://doi.org/10.3390/rs13132508>
- Phiri, D., Simwanda, M., Nyirenda, V., Murayama, Y., & Ranagalage, M. (2020). Decision tree algorithms for developing rulesets for object-based land cover classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(5), 329.
<https://doi.org/10.3390/ijgi9050329>
- Rane, N. L., Achari, A., Choudhary, S. P., & Giduturi, M. (2023). Effectiveness and capability of remote sensing (RS) and geographic information systems (GIS): A powerful tool for land use and land cover (LULC) change and accuracy assessment. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 8(4), 1411-1446.
- Richardson, A. J., & Wiegand, C. L. (1977). Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12), 1541-1552.
- Rogan, J., Franklin, J., & Roberts, D. A. (2002). A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 143-156.
[https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00296-6](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00296-6)
- Rouse, J. W. Jr., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ETRS. In *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium* (pp. 309–317).
- Russell G. C. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46
- Smirnyakov, V. V., Rodionov, V. A., Smirnyakova, V. V., & Orlov, F. A. (2022). The influence of

- the shape and size of dust fractions on their distribution and accumulation in mine workings when changing the structure of air flow. *Journal of Mining Institute*, 253, 71-81.
<https://doi.org/10.31897/PMI.2022.12>
- Quân, L. H., & Minh, B. H. (2018). Ứng dụng ảnh viễn thám Landsat và GIS xây dựng bản đồ biến động diện tích rừng huyện Đoàn Hùng, tỉnh Phú Thọ. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (4), 127–137.
- Valkov, V. A., & Vinogradov, K. P., Valkova, E. O., & Mustafin, M. G. (2022). Creating highly informative rasters based on laser scanning and aerial photography data. *Geodesy and Cartography*, (11), 40–49.
<https://doi.org/10.22389/0016-7126-2022-989-11-40-49>
- Xu, Z., Man, X., Cai, T., & Shang, Y. (2022). How potential evapotranspiration regulates the response of canopy transpiration to soil moisture and leaf area index of the Boreal Larch Forest in China. *Forests*, 13(4), 571.
<https://doi.org/10.3390/f13040571>