



DOI:10.22144/ctujos.2025.032

## ỨNG DỤNG GIẢI THUẬT TRÍ TUỆ NHÂN TẠO PHÂN LOẠI VÀ DỰ BÁO SỰ PHÂN BỐ LỚP PHỦ THỰC VẬT SỬ DỤNG ẢNH LANDSAT – VÙNG NGHIÊN CỨU TẠI ĐỚI VEN BỜ CỦA TỈNH BÀ RỊA VŨNG TÀU

Lê Minh Ngọc<sup>1</sup> và Nguyễn Hoàng Anh<sup>1,2\*</sup><sup>1</sup>Khoa Môi Trường & Tài Nguyên, Trường Đại học Bách Khoa Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam<sup>2</sup>Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

\*Tác giả liên hệ (Corresponding author): hoanganhnguyen@hcmut.edu.vn

### Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 26/08/2024

Sửa bài (Revised): 24/09/2024

Duyệt đăng (Accepted): 13/01/2025

**Title:** Application of artificial intelligence algorithm to classify and forecast the distribution of vegetation cover using landsat images – study area in the coastal zone of Ba Rịa Vung Tau province

**Author(s):** Le Minh Ngọc<sup>1</sup> and Nguyen Hoang Anh<sup>1,2\*</sup>

**Affiliation(s):** <sup>1</sup>Faculty of Environment and Natural Resources, Ho Chi Minh City University of Technology, Viet Nam; <sup>2</sup>Vietnam National University, Ho Chi Minh City, Viet Nam

### TÓM TẮT

Việc cập nhật tự động và liên tục cùng với dự báo sự thay đổi lớp phủ thực vật là tiền đề quan trọng giúp xác định các giải pháp quy hoạch, quản lý sử dụng hợp lý tài nguyên. Việc phân loại tự động các lớp phủ thực vật khác nhau sử dụng ảnh viễn thám Landsat giai đoạn từ 1988 đến 2024 tại đới bờ tỉnh Bà Rịa – Vũng Tàu được thực hiện trong nghiên cứu. Giải thuật Rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF) trên nền tảng Google Earth Engine (GEE) đã được áp dụng để phân loại các đối tượng thực phủ. Tiếp đến, mô hình Markov ẩn (Hidden Markov Model - HMM) và mạng Bayes (Bayesian network) được sử dụng để dự báo sự phân bố lớp phủ thực vật trong tương lai (đến 2030). Kết quả phân loại và dự báo lớp phủ thực vật với độ chính xác cao (trên 87%) đã cho thấy tính ưu việt của việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong trích xuất tự động các đối tượng thực phủ, hỗ trợ công tác theo dõi và ra quyết định lập kế hoạch cho các hoạt động quản lý tài nguyên và hệ sinh thái.

**Từ khóa:** Bayesian Network, Google Earth Engine (GEE), Hidden Markov Model (HMM), lớp phủ thực vật, Random forest

### ABSTRACT

The automatic and continuous updates, along with predictions of changes in vegetation cover, are essential prerequisites for identifying solutions for rational planning and resource management. This study automatically classified various vegetation covers using Landsat images from 1988 to 2024 in Bà Rịa – Vũng Tàu province. The Random Forest (RF) algorithm on the Google Earth Engine (GEE) platform was applied to classify vegetation. Subsequently, the Hidden Markov Model (HMM) and Bayesian network were applied to forecast the distribution of vegetation cover in the future (up to 2030). The classification and prediction results, with high accuracy (over 87%), demonstrate the advantages of applying artificial intelligence (AI) in remote sensing, supporting monitoring efforts and decision-making in planning for resource and ecosystem management activities.

**Keywords:** Bayesian Network, Google Earth Engine (GEE), Hidden Markov Model (HMM), Random Forest, Vegetation Cover

## 1. GIỚI THIỆU

Một trong những kỹ thuật giám sát lớp phủ thực vật và sử dụng đất hiệu quả là công nghệ viễn thám. Các thuật toán và phương pháp học máy cũng được áp dụng vào phân tích dữ liệu vệ tinh để phục vụ mục đích theo dõi liên tục và tự động các diễn biến phân bố lớp phủ mặt đất. Từ đó, nhà quản lý có thể xác định các giải pháp quản lý, sử dụng hợp lý tài nguyên đất một cách bền vững.

Bà Rịa - Vũng Tàu (BRVT) là một tỉnh ven biển, trải qua quá trình công nghiệp hóa và sự gia tăng về dân số nên tỉnh có sự biến động về sử dụng đất nhanh chóng đặc biệt ở vùng đồi bờ. Sự thay đổi một cách nhanh chóng và thiếu kiểm soát về lớp phủ thực vật có thể gây ra những hệ lụy tiêu cực, đặc biệt là những ảnh hưởng tiêu cực đến môi trường và tài nguyên. Việc cập nhật tự động và liên tục cùng với dự báo sự thay đổi lớp phủ thực vật là tiền đề quan trọng giúp tỉnh BRVT xác định các giải pháp quy hoạch, quản lý sử dụng hợp lý tài nguyên, duy trì hệ sinh thái song song với việc phát triển kinh tế - xã hội của tỉnh.

Nghiên cứu ứng dụng các kỹ thuật công nghệ tiên tiến trong theo dõi sự thay đổi sử dụng đất sử dụng tư liệu viễn thám đã và đang phát triển mạnh mẽ trên Thế giới và ở Việt Nam. Một số nghiên cứu điển hình như ứng dụng viễn thám đánh giá diễn biến sử dụng đất (Tieng et al., 2019) sử dụng giải thuật phân loại rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF) để lập bản đồ độ che phủ rừng ngập mặn cho toàn bộ Campuchia với độ chính xác lên đến hơn 95%. RF là một giải thuật của trí tuệ nhân tạo và đã được áp dụng rộng rãi trong các nghiên cứu phân tích dữ liệu và giải đoán thông tin từ dữ liệu. Trong lĩnh vực viễn thám, RF đã được áp dụng trong nhiều nghiên cứu và cho thấy tính hiệu quả cao trong phân loại ảnh viễn thám thể hiện qua mức độ chính xác có thể lên đến 99% như nghiên cứu về rừng ngập mặn ở khu vực Quần đảo Andaman (Kolli et al., 2022). Tại Việt Nam, nghiên cứu của Nguyen and Doan (2018) đã sử dụng phương pháp Random Forest để xây dựng bản đồ thảm phủ/sử dụng đất (LULC) khu vực tỉnh Đắk Lắk dựa vào ảnh vệ tinh đa phổ Landsat 8. Kết quả phân loại đạt độ chính xác tổng thể là 90,36% với hệ số Kappa là 0,8873. Xét về khả năng phân loại, nghiên cứu của Tran et al. (2023) đã thực hiện so sánh và nhận xét rằng trong số ba phương pháp phân loại ảnh gồm rừng ngẫu nhiên (RF), hỗ trợ máy véc tơ (SVM) và gradient boosting (Gboost) thì RF là phương pháp cho độ chính xác cao nhất và phương pháp này được chọn để xây dựng bản đồ lớp phủ bề mặt của tỉnh Cà

Mau. RF còn cho thấy khả năng phân loại chi tiết theo từng loài thực vật như trong nghiên cứu tại Cà Mau (Pham et al., 2019). Thực vật của rừng ngập mặn được phân loại theo từng loài với độ chính xác khá cao.

Thế mạnh của việc ứng dụng các giải thuật của trí tuệ nhân tạo không chỉ ở việc có thể trích xuất và giải đoán tự động các đối tượng trên bề mặt đất từ ảnh viễn thám, các giải thuật của AI còn được ứng dụng trong việc dự báo khuynh hướng phân bố trong tương lai của các đối tượng này trên cơ sở cung cấp thông tin đã biết trước từ dữ liệu. Điều này có thể được thực hiện bằng cách sử dụng chuỗi Markov và mạng nơ ron nhân tạo (Artificial Neural Network – ANN) để dự báo thay đổi sử dụng đất trong tương lai cho thành phố đến năm 2052 dựa trên kết quả sử dụng đất phân tích từ ảnh viễn thám của năm 2018 (Satya et al., 2020). Ngoài việc sử dụng Markov – ANN để mô phỏng, các nghiên cứu còn tích hợp thêm giải thuật CA (Cellular Automata) để cải thiện tính chính xác, cụ thể như mô hình dự báo biến động sử dụng đất (Lukas et al., 2023) có độ chính xác tổng thể là 86,53% khi dự báo sử dụng đất tại lưu vực thượng lưu sông Omo–Gibe, Ethiopia cho các năm 2037, 2052 và 2067. Một sự kết hợp khác là mô hình PLUS và mô hình CA trong nghiên cứu dự báo việc mở rộng đô thị ở khu vực đô thị Hàng Châu (Xu et al., 2022). Việt Nam cũng đã có các nghiên cứu dự báo lớp phủ mặt đất ứng dụng các thuật toán cải tiến. Chuỗi Markov - CA đã được ứng dụng để dự báo các đối tượng mặt đất trong tương lai, điển hình có nghiên cứu của Dao and Nguyen (2019) đã thực hiện dự báo xu hướng biến động lớp phủ trên địa bàn tỉnh Phú Thọ đến năm 2025. Ngoài ra, một nghiên cứu khác của Phan and Ngo (2021) tại thành phố Quy Nhơn hoặc bài nghiên cứu dự báo lớp phủ mặt đất huyện Vĩnh Cửu, tỉnh Đồng Nai về ứng dụng công nghệ GIS, viễn thám và mô hình phân cấp thứ bậc (AHP) kết hợp mô hình CA-ANN (Huynh et al., 2023) đã chứng minh việc tích hợp thêm ANN vào mô hình Markov – CA giúp bổ sung thêm phương pháp luận trong nghiên cứu về dự báo thay đổi lớp phủ sử dụng đất.

Ở nghiên cứu này, giải thuật RF được áp dụng để trích xuất tự động các đối tượng thực phủ một cách liên tục trong một chuỗi các năm từ 1988 đến 2024 và sau đó thực hiện áp dụng tích hợp mô hình Markov ẩn với mạng Bayes để dự báo khuynh hướng phân bố thực vật trong tương lai đến năm 2030. Mô hình Markov ẩn (HMM) là một thuật toán thống kê dùng để dự đoán thông tin theo thời gian. Phân tích Markov là một kỹ thuật ước tính xác suất các sự kiện xảy ra trong tương lai bằng việc phân

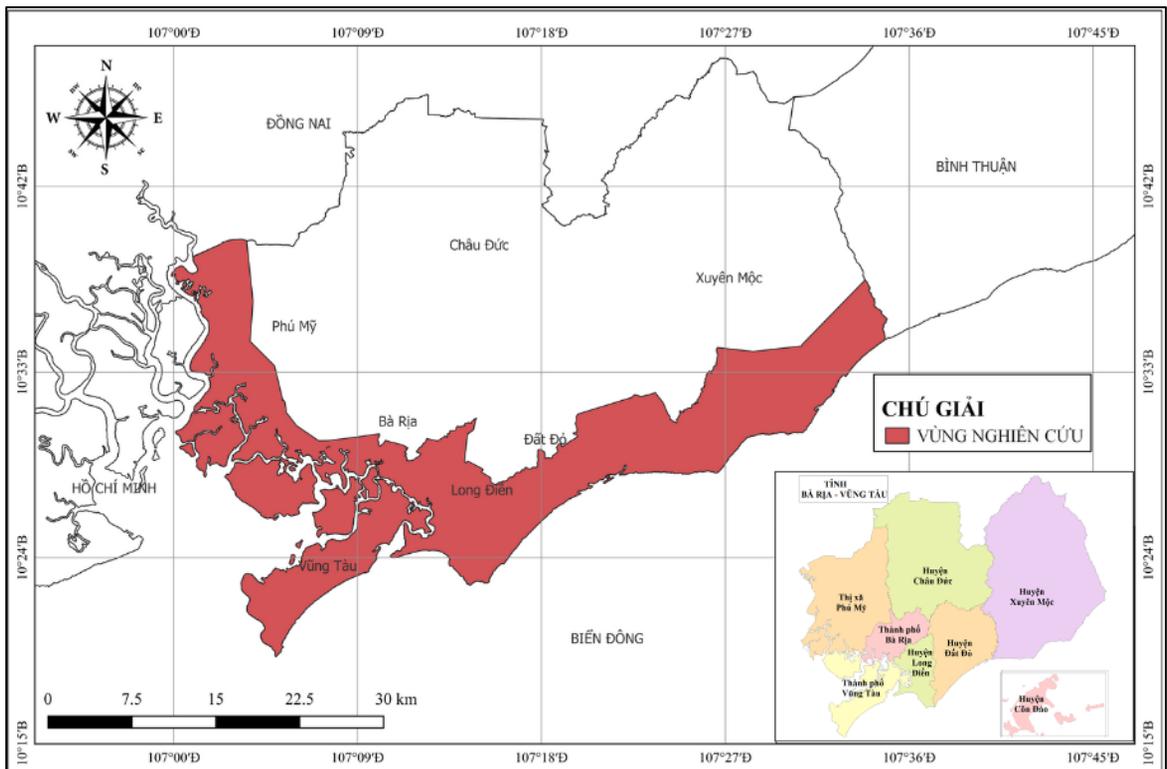
tích xác suất đã biết trong hiện tại. Mô hình HMM được biểu diễn bởi mạng Bayes (BN) sẽ giúp thực thi việc tính toán. Một số tác giả đã áp dụng kết hợp HMM với mạng Bayes để phân loại và dự báo các đối tượng mặt đất, ví dụ, Salberg và Trier (Salberg & Trier, 2011) đã áp dụng HMM với hai trạng thái để mô hình hóa chuỗi thời gian của từng pixel, mỗi trạng thái trong mô hình tương ứng với loại “rừng” hoặc “không phải rừng”, và sau đó phát hiện thay đổi rừng từ các ước lượng trạng thái tiếp theo. Mithal et al. (2013) đã huấn luyện một HMM cho các chuỗi nhãn lớp phủ đất và sử dụng mô hình này để gán lại nhãn cho các pixel bị phân loại sai.

Đối tượng nghiên cứu của đề tài là các nhóm thực vật đặc trưng tại khu vực đới bờ tỉnh Bà Rịa – Vũng Tàu. Kết quả của nghiên cứu này giúp hỗ trợ về công cụ và phương pháp phù hợp phục vụ giám sát và quản lý lớp phủ và phân tích biến động lớp phủ, hỗ trợ ra quyết định trong việc lập kế hoạch cho các hoạt động phục hồi hệ sinh thái rừng.

## 2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

### 2.1. Khu vực nghiên cứu

BRVT là một tỉnh ven biển thuộc vùng Đông Nam Bộ, nằm trong vùng trọng điểm kinh tế phía Nam Việt Nam. Lãnh thổ của tỉnh gồm đất liền và hải đảo. Tỉnh BRVT tiếp giáp tỉnh Đồng Nai ở phía Bắc, giáp với thành phố Hồ Chí Minh ở phía Tây, giáp với tỉnh Bình Thuận ở phía Đông và phía Nam giáp với Biển Đông. Chiều dài bờ biển hơn 300 km với trên 100.000 km<sup>2</sup> thềm lục địa. BRVT nằm trên trục đường Xuyên Á, có hệ thống cảng biển, sân bay và mạng lưới đường sông, đường biển thuận lợi. Các đường quốc lộ cùng với hệ thống đường tỉnh lộ, huyện lộ là những tuyến đường huyết mạch chính gắn kết quan hệ toàn diện của tỉnh với các tỉnh khác trong cả nước và quốc tế. Vị trí này rất đặc biệt, đây chính là cửa ngõ hướng ra biển Đông của các tỉnh trong khu vực miền Đông Nam Bộ. Vị trí này cho phép tỉnh BRVT hội tụ nhiều tiềm năng để phát triển các ngành kinh tế biển.



Hình 1. Khu vực nghiên cứu đới bờ tỉnh BRVT

Nghiên cứu thực hiện phân tích trên khu vực đới bờ, bao gồm thành phố Vũng Tàu, một phần Thành phố Bà Rịa, một phần thị xã Phú Mỹ và chạy dọc

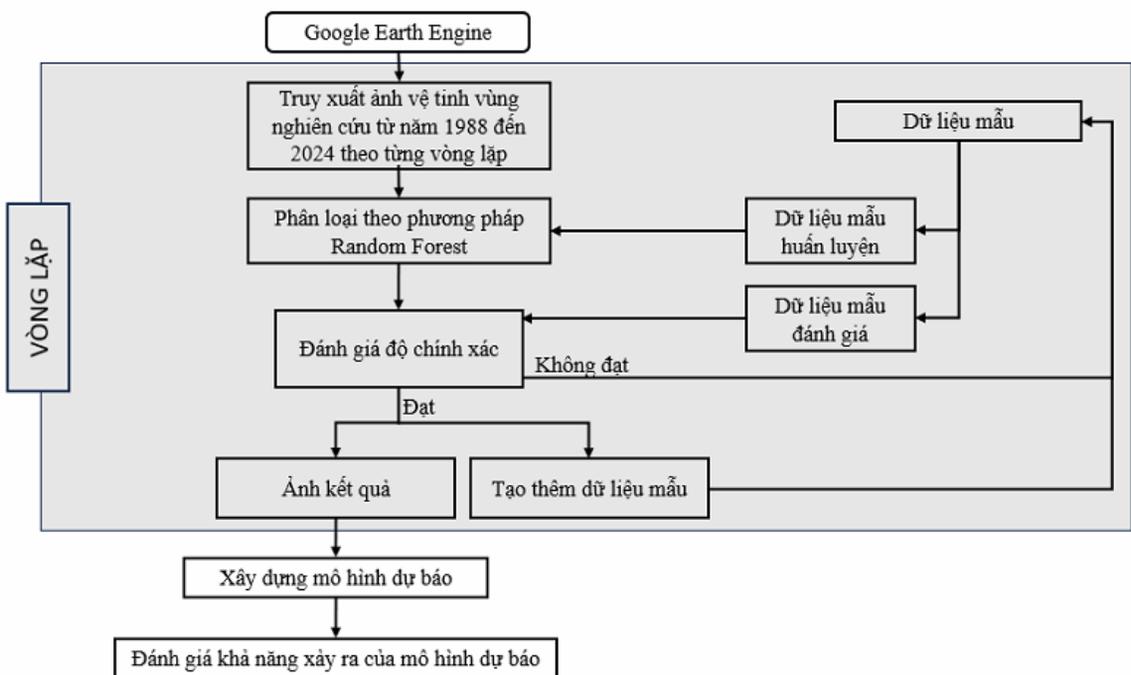
qua các huyện: Long Điền, Đất Đỏ và Xuyên Mộc (Hình 1).

**2.2. Dữ liệu sử dụng và quy trình thực hiện**

Dữ liệu ảnh viễn thám được sử dụng trong nghiên cứu là ảnh Landsat 5 và ảnh Landsat 8 giai đoạn 1988 – 2024 (36 scene ảnh của 36 năm). Ảnh được chọn vào các thời điểm ít mây hoặc không có mây (độ che phủ của mây trong khu vực nghiên cứu < 5%), quá trình chọn ảnh được thực hiện tự động trên nền tảng GEE. Để truy xuất ảnh vệ tinh, một hàm "ee.ImageCollection" được tạo để lấy bộ sưu tập Landsat 5 hoặc Landsat 8, và áp dụng các hàm "filterBounds" để giới hạn ảnh theo vùng nghiên cứu, hàm "filterDate" để chọn ngày bắt đầu và ngày kết thúc (nghiên cứu này thực hiện chọn ảnh trong mùa khô từ tháng 1 đến tháng 4 trong các năm vì giai đoạn này ảnh ít bị tác động bởi các ảnh hưởng của khí quyển), hàm filter.lt('CLOUD\_COVER',5) để lọc ảnh với độ che phủ của mây bé hơn 5%. Bộ ảnh thuộc Landsat Collection 2 (<https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat->

collection-2-surface-reflectance) được chọn lựa sử dụng cho nghiên cứu. Bộ ảnh ở cấp độ 2 đã được hiệu chỉnh phản xạ bề mặt toàn cầu và nhiệt độ bề mặt. Sản phẩm ảnh cấp độ 2 thường được sử dụng trong các nghiên cứu ứng dụng vì chúng đã được hiệu chỉnh khí quyển, đây là bước tiền xử lý quan trọng cho các nghiên cứu và phân tích đa thời gian.

Ngoài ra, để phục vụ việc giải đoán ảnh, các khóa giải đoán được thu thập thông qua khảo sát thực tế đối với ảnh 2024 và bằng phần mềm Google Earth Pro cho các ảnh trong quá khứ có sự tham khảo ý kiến từ người dân bản địa trong quá trình đi khảo sát. Do đối tượng nghiên cứu của đề tài là các nhóm thực vật đặc trưng tại khu vực đồi bờ tỉnh BRVT, các vị trí mẫu được phân bố đều trên khu vực nghiên cứu cho 7 loại hình lớp phủ bề mặt và chủ yếu là các nhóm thực vật đặc trưng tại khu vực. Trình tự thực hiện của nghiên cứu này được thể hiện ở Hình 2.



**Hình 2. Quy trình nghiên cứu**

**2.3. Phân loại lớp phủ thực vật**

**Giải thuật rừng ngẫu nhiên (Random Forest)**

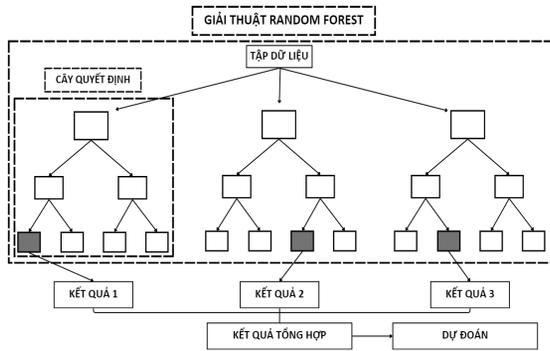
Giải thuật Rừng ngẫu nhiên (Random Forest - RF) là giải thuật được phát triển bởi Leo Breiman tại đại học California, Berkeley. Đây là một phương pháp thống kê học máy (machine learning statistic) dùng để phục vụ các mục đích phân loại, hồi quy và

các nhiệm vụ khác bằng cách xây dựng nhiều cây quyết định (Decision tree).

Thuật toán này mang lại hiệu quả cao vì có khả năng tìm ra thuộc tính nào quan trọng hơn so với những thuộc tính khác. Thuật toán lấy mẫu cho phương pháp Random Forest ứng dụng cho các phương pháp sử dụng thuật toán mô tả thống kê để ước lượng số lượng từ một mẫu dữ liệu (bagging).

Một tập mẫu  $X = x_1, \dots, x_n$  với các câu trả lời  $Y = y_1, \dots, y_n$ , lấy giá trị trung bình (B lần), các phép tính toán cho các mẫu là ẩn số  $x'$  có thể được thực hiện bằng cách lấy trung bình các giá trị nội suy từ tất cả các cây hồi quy riêng lẻ của biến  $x'$  hoặc lấy giá trị từ đa số của các mẫu trong cây quyết định (Hình 3):

$$f = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B f_b(x') \quad (1)$$



Hình 3. Mô hình giải thuật Random Forest

RF có thể sắp xếp sự quan trọng của các biến trong các bài toán phân loại hay hồi quy với tập dữ liệu theo công thức sau:

$$D_n = \{(X_n, Y_n)\}^n \text{ với } i = 1 \quad (2)$$

Để xác định được tính quan trọng của đối tượng thứ  $i$  sau khi lấy mẫu, các giá trị của mẫu  $i$  được hoán vị trong tập mẫu và các lỗi dự báo được tính toán lại trong tập dữ liệu. Độ quan trọng của đối tượng được tính bằng điểm, các điểm được tính toán bằng cách lấy trung bình của độ chênh lệch giữa các lỗi dự báo trước và sau khi hoán vị. Các đối tượng có giá trị lớn được xếp quan trọng hơn các điểm có giá trị nhỏ.

Ảnh nghiên cứu sau khi lọc mây được tiến hành phân loại theo giải thuật Random Forest. Các band blue, red, NIR, SWIR1, SWIR2 và TIR của các ảnh Landsat được sử dụng để đưa vào chạy cho giải thuật RF. Sự lựa chọn số cây quyết định dựa vào các lần thử nghiệm. Về nguyên tắc, càng nhiều cây quyết định thì độ chính xác phân loại càng cao. Tuy nhiên, nếu số cây quyết định quá lớn cũng không cải thiện đáng kể độ chính xác của kết quả phân loại nhưng lại tốn thời gian tính toán và chiếm dụng bộ nhớ máy tính. Với mô hình RF trong nghiên cứu này, số cây phù hợp được lựa chọn bằng việc đánh giá kết quả phân loại qua các lần thử sai từ 50 tới 1000 cây. Dựa trên hiệu quả tính toán, số cây quyết định đạt được hiệu suất tốt nhất được chọn là 500 cây.

Trong tổng số các điểm mẫu đã xác định, chọn ngẫu nhiên 80% trong số đó để tạo tập dữ liệu huấn luyện, 20% số mẫu còn lại được dùng để kiểm chứng kết quả sau phân loại. Việc chia tách ngẫu nhiên dẫn đến độ lệch thấp trong việc thực hiện các kết quả phân loại cuối cùng. Toàn bộ quy trình được thực hiện trong GEE để tính toán tự động.

Lớp phủ bề mặt được phân làm 7 đối tượng: đất khác, đất ngập nước, rừng đồng bằng, rừng ngập mặn, rừng núi, thực vật thân bụi, thực vật thân thảo.

**Đánh giá độ chính xác sau phân loại**

Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) là phương pháp quan trọng và phổ biến được sử dụng để đánh giá độ chính xác; nó có thể mô tả độ chính xác của phân loại và chỉ ra sự nhầm lẫn giữa các lớp đối tượng.

Trong nghiên cứu này, độ chính xác phân loại được thể hiện bằng hai chỉ tiêu là độ chính xác tổng thể và chỉ số Kappa.

Độ chính xác kết quả giải đoán được tính như sau:

$$\text{Độ chính xác tổng thể} = \frac{\text{Tổng pixel phân loại đúng}}{\text{Tổng pixel được phân loại}} \quad (3)$$

Giả sử độ chính xác tổng thể = 90% có nghĩa là trong số 100 mẫu thì có 90 mẫu được phân loại chính xác. Tuy nhiên, đối với tập dữ liệu kiểm thử không cân bằng thì đánh giá có thể gây hiểu nhầm.

Hệ số Kappa (k): đánh giá mức độ chấp nhận kết quả phân loại.

$$\text{Hệ số Kappa} = \frac{A}{B} \quad (4)$$

Trong đó:

A: số pixel phân loại đúng - số pixel phân loại sai.

B: tổng số pixel được phân loại.

Chỉ số Kappa có giá trị từ 0 đến 1. Nếu chỉ số Kappa lớn hơn hoặc bằng 0,8 thì kết quả phân loại có độ tin cậy cao, nếu chỉ số Kappa từ 0,4 đến dưới 0,8 thì kết quả phân loại có độ tin cậy trung bình, chỉ số Kappa nhỏ hơn 0,4 nghĩa là kết quả phân loại có độ tin cậy thấp.

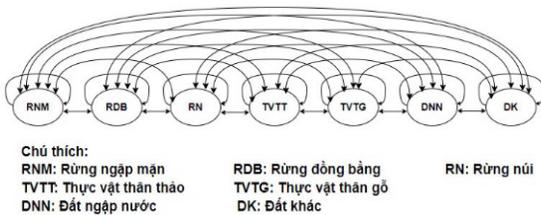
Một vòng lặp được xây dựng cho quá trình từ chọn ảnh đến phân loại đối tượng qua các năm. Việc xác định độ chính xác phân loại được thực hiện tự động trong mỗi vòng lặp. Kết quả phân loại của năm này sau khi đạt độ chính xác trên 80% thì chương trình sẽ kích hoạt vòng lặp tiếp theo cho năm tiếp

theo, nếu không thỏa điều kiện thì chương trình lặp lại bước phân loại như quy trình ở Hình 2.

**2.4. Dự báo sự phân bố lớp phủ thực vật**

**Mô hình Markov ẩn (Hidden Markov Model - HMM)**

Mô hình Markov ẩn (HMM) dựa trên ý tưởng của mô hình Markov, trong đó trạng thái hiện tại chỉ phụ thuộc vào trạng thái trước đó và không phụ thuộc vào lịch sử của chuỗi trạng thái. Tuy nhiên, trong HMM, không phải tất cả các trạng thái đều quan sát được trực tiếp, thay vào đó chúng được ẩn đi và chỉ có thể được suy luận thông qua các quan sát được.



**Hình 4. Mô hình HMM thể hiện sự chuyển đổi trạng thái của các đối tượng bề mặt của vùng nghiên cứu**

Hình 4 thể hiện mô hình HMM cho các đối tượng thực phủ quan tâm của nghiên cứu này. Các đường mũi tên liên kết giữa các trạng thái trong HMM biểu thị các hướng thay đổi của đối tượng che phủ đất. HMM có thể được xem độc lập như một chuỗi Markov đơn giản mô hình hóa động lực của độ che phủ mặt đất. Trong nghiên cứu này, việc phân phối xác suất xảy ra sự phân bố của các đối tượng bề mặt được xem xét là bằng nhau cho tất cả các trạng thái.

**Mạng Bayes (Bayesian Network - BN)**

Mạng Bayes (Bayesian Network – BN) được phát triển đầu tiên vào những năm 1970 ở Đại học Stanford. BN là mô hình đồ thị thể hiện mối quan hệ nhân quả giữa các biến, chủ yếu dựa trên lý thuyết xác suất có điều kiện hay còn gọi là lý thuyết Bayes (Bayesian theory) để dự báo hoặc chẩn đoán một sự việc. Công thức cơ bản của lý thuyết xác suất Bayesian như sau:

$$P(A/B) = P(B/A) \times \frac{P(A)}{P(B)} \quad (5)$$

Trong đó:

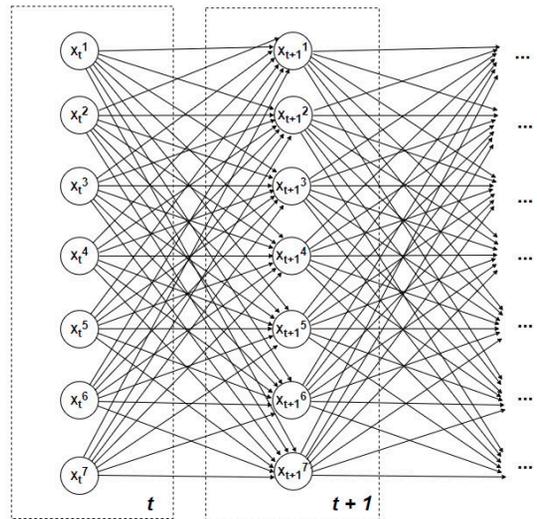
- A và B là hai sự kiện có thể xảy ra và phụ thuộc với nhau
- P(A) là xác suất của sự kiện A

- P(B) là xác suất của sự kiện B
- P(B/A) là xác suất có điều kiện của B khi biết trước A đã xảy ra
- P(A/B) là xác suất có điều kiện của A khi biết trước B đã xảy ra

Mô hình mạng Bayes giúp giải quyết hai vấn đề quan trọng: tính không chắc chắn và tính phức tạp. Nguyên lý hoạt động là nếu có một cạnh từ nút A tới nút B, thì biến B phụ thuộc trực tiếp vào biến A, A được gọi là nút cha (parent node) của B và B là nút con (child node) của A. Nếu với mỗi biến  $X_i, i \in \{1, \dots, N\}$  là tập hợp các biến con và tập hợp các biến cha được ký hiệu bởi  $parents(X_i)$ , thì phân phối có điều kiện của các biến  $X_i$  được tính như công thức (6)

$$Pr(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n Pr(X_i | parents(X_i)) \quad (6)$$

Mô hình HMM về quan hệ chuyển đổi trạng thái của các pixel ảnh (Hình 4) được xây dựng thành mạng BN có cấu trúc như sau (Hình 5):



**Hình 5. Mô hình mạng Bayes (BN) tương ứng cho HMM**

Xác suất chuyển đổi trạng thái  $P(t+1)$  từ trạng thái  $X_i$  ( $i = 1, \dots, 7$ ) tại thời điểm  $t$  đến trạng thái  $X_j$  ( $j = 1, \dots, 7$ ) tại thời điểm  $t+1$  được xác định như sau :

$$Pr(X_{t+1} = j | X_t = i) = A^T(i, j) \quad (7)$$

Trong đó  $A^T$  biểu thị ma trận chuyển đổi trạng thái của HMM, Pr là xác suất pixel ở trạng thái  $X_i$  sẽ chuyển thành trạng thái  $X_j$ .

Dữ liệu đào tạo là chuỗi thời gian từ các ảnh kết quả phân loại từ thuật toán RF, chuỗi dữ liệu thời

gian được đưa vào mô hình BN để tối ưu hóa ma trận chuyển đổi trạng thái trong HMM.

**Dự báo sự thay đổi lớp phủ**

Mô hình HMM và BN giúp mô phỏng và dự báo lớp phủ thực vật ở thời điểm tương lai dựa trên các dữ liệu trong quá khứ. Quy trình thực hiện bao gồm, đầu tiên huấn luyện mô hình bằng cách đưa các dữ liệu ảnh đã phân loại vào và chạy thực hiện dự báo cho thời điểm đã có kết quả phân loại để kiểm tra kết quả của dự báo và tính toán xác suất xảy ra của dự báo. Sau đó, dự báo cho tương lai được thực hiện khi cung cấp dữ liệu đầu vào của thời điểm có trước. Trình tự thực hiện cho công tác dự báo được triển khai như sau:

Bước 1: Xác định kịch bản (KB) về khoảng cách thời gian của dự báo, gồm: KB1: dự báo cho năm thứ 10 tiếp theo so với năm tại thời điểm ảnh được phân loại, KB2: dự báo cho năm thứ 4 tiếp theo so với năm tại thời điểm ảnh được phân loại và KB3: dự báo cho năm tiếp theo ngay sau năm tại thời điểm ảnh được phân loại. Cơ sở lựa chọn các kịch bản là hướng đến việc đánh giá xác suất xảy ra kết quả dự báo theo các khoảng cách thời gian.

Bước 2: Tiến hành tập huấn cho mô hình dự báo và thử nghiệm áp dụng mô hình để dự báo cho các thời điểm trong quá khứ (đã có kết quả phân loại ảnh) và đánh giá mức độ tương thích giữa kết quả dự báo và kết quả thu được từ phân loại ảnh:

+ KB1: Dữ liệu huấn luyện là ảnh phân loại năm 1998 và năm 2008, tiến hành chạy mô hình dự báo cho năm 2018, tiếp đến thực hiện kiểm tra so sánh giữa kết quả dự báo và kết quả ảnh phân loại năm 2018.

+ KB 2: Dữ liệu huấn luyện là ảnh phân loại năm 2016 và năm 2020, tiến hành chạy mô hình dự báo cho năm 2024 và kiểm tra so sánh giữa kết quả dự báo và kết quả ảnh phân loại năm 2024.

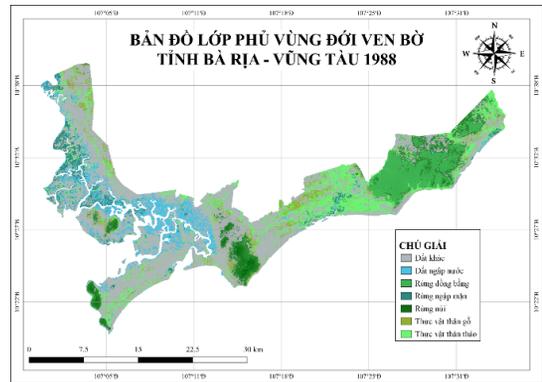
+ KB3: Dữ liệu huấn luyện là ảnh phân loại năm 2022 và năm 2023 tiến hành chạy mô hình dự báo cho năm 2024 kiểm tra so sánh giữa kết quả dự báo và kết quả phân loại năm 2024.

Bước 3: Sau khi mô hình đã được huấn luyện và kiểm định, mô hình này được áp dụng để dự báo phân bố của thực phủ tại khu vực nghiên cứu trong tương lai ở các thời điểm năm 2025, 2028 và 2030. Mức độ chính xác của kết quả dự báo được đánh giá dựa trên xác suất xảy ra của kết quả dự báo.

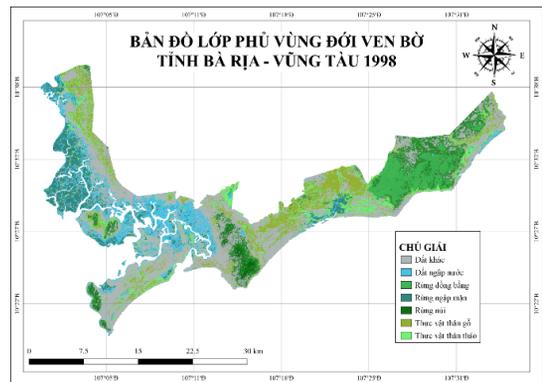
**3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

**3.1. Diễn biến phân bố lớp phủ thực vật vùng nghiên cứu giai đoạn 1988 - 2024**

Kết quả phân loại lớp phủ thực vật (rừng ngập mặn, rừng núi, rừng đồng bằng, thực vật thân thảo, thực vật thân gỗ) cùng với các loại hình sử dụng đất khác (đất ngập nước, đất khác (bao gồm nhà ở, đường nhựa, khu công nghiệp và đất trồng) tại đới ven bờ tỉnh BRVT qua 36 năm được trình bày theo các giai đoạn chính (Hình 6 đến Hình 10) và theo biểu đồ Hình 11.

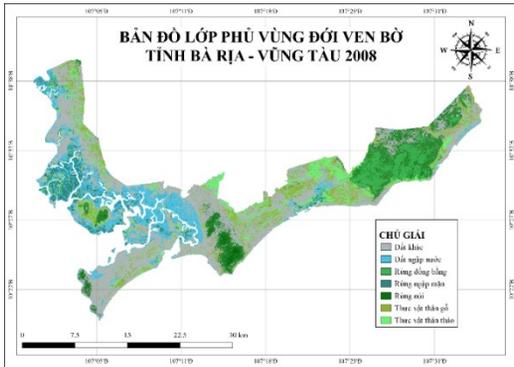


**Hình 6. Bản đồ lớp phủ vùng đới ven bờ tỉnh BRVT năm 1988**

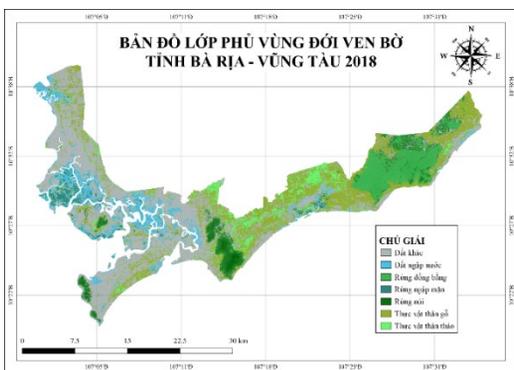


**Hình 7. Bản đồ lớp phủ vùng đới ven bờ tỉnh BRVT năm 1998**

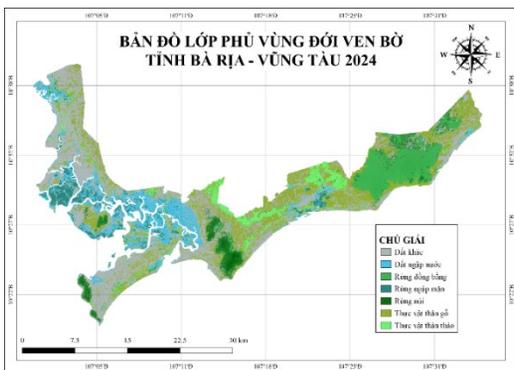
Độ chính xác tổng thể của 36 ảnh phân loại đều trên 87% và hệ số Kappa dao động trong khoảng từ 0,87 – 0,95. Điều này cho thấy kết quả phân loại ảnh đáp ứng yêu cầu và có thể làm cơ sở để phân tích các nội dung tiếp theo.



**Hình 8. Bản đồ lớp phủ vùng đối ven bờ tỉnh Bà Rịa – Vũng Tàu năm 2008**

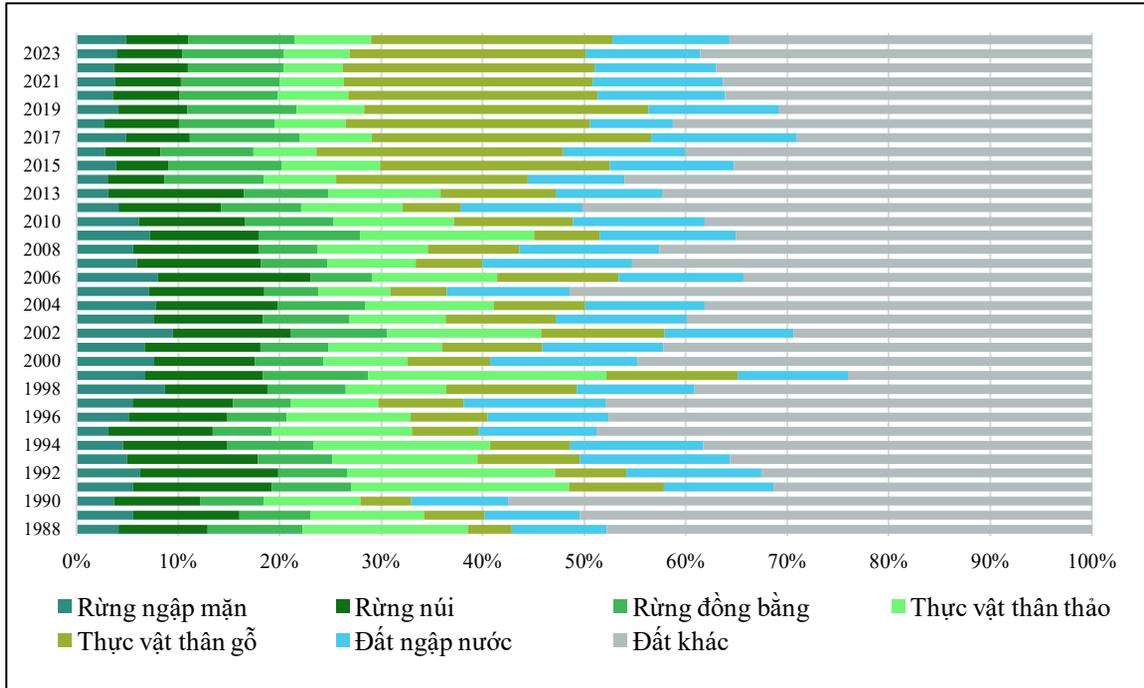


**Hình 9. Bản đồ lớp phủ vùng đối ven bờ tỉnh BRVT năm 2018**



**Hình 10. Bản đồ lớp phủ vùng đối ven bờ tỉnh BRVT năm 2024**

Xuyên suốt giai đoạn 1988 – 2024, đới ven bờ tỉnh BRVT đã trải qua nhiều sự thay đổi nên lớp phủ thực vật khu vực này cũng có sự biến động không ngừng. Từ Hình 11, tổng diện tích thực phủ bao gồm rừng ngập mặn, rừng núi, rừng đồng bằng, thực vật thân thảo và thực vật thân gỗ chỉ chiếm một nửa diện tích vùng nghiên cứu. Đất khác (nhà ở, đường nhựa, khu công nghiệp, đất trồng,...) luôn chiếm tỉ trọng lớn nhất trong cơ cấu sử dụng đất. Năm 1990, diện tích đất khác chiếm lên đến 33.351,60 ha (57,45%) so với tổng diện tích vùng nghiên cứu, cao nhất trong suốt giai đoạn. Thời điểm này, đất khác chủ yếu là đất trồng và theo thời gian, đất trồng được quy hoạch để xây dựng nhà cửa, công trình, đường sá,... nên nhìn chung diện tích đất khác luôn chiếm tỉ trọng cao nhất qua các năm. Từ năm 2015 cho đến nay, diện tích đất khác có xu hướng giảm, một số khu vực được quy hoạch để trồng trọt, chuyển đổi mục đích sử dụng đất. Diện tích đất ngập nước không có biến động đáng kể, sự thay đổi chủ yếu do khai thác để nuôi trồng thủy sản. Rừng đồng bằng trong khu vực nghiên cứu là rừng quốc gia Bình Châu – Phước Bửu nên có sự kiểm soát khá chặt chẽ về diện tích, do đó trong suốt giai đoạn không có sự thay đổi nhiều. Diện tích rừng ngập mặn tăng lên nhanh vào giai đoạn 1996 – 2009 nhưng giảm mạnh vào những năm sau đó, chỉ mới có dấu hiệu hồi phục từ năm 2019 đến những năm gần đây. Diện tích rừng núi và thực vật thân thảo ổn định trong thời kì 1988-2012 nhưng càng trở lại những năm gần đây càng có xu hướng giảm nhiều, một số khu vực đã được quy hoạch để xây dựng công trình, phục vụ mục tiêu phát triển đô thị. Trong khi đó, qua các năm thực vật thân gỗ lại có sự tăng diện tích đáng kể, từ 2.509,79 ha vào năm 1988 tăng liên tục đến năm 2024 là 13.770,91 ha (gấp 5,5 lần). Nhìn chung, trong số các lớp phủ thực vật, rừng ngập mặn là đối tượng nhạy cảm nhất và có diện tích biến động nhiều nhất. Nhìn chung, kết quả phân tích biến động diện tích cho thấy xu hướng chung của sự biến động tại khu vực đới ven bờ tỉnh BRVT là tăng diện tích đất xây dựng; giảm dần diện tích đất tự nhiên, đất trồng.



**Hình 11. Biểu đồ phân trăm diện tích lớp phủ giai đoạn 1988 – 2024**

Sự biến động các diện tích lớp phủ thực vật có nguyên nhân trực tiếp từ các hoạt động kinh tế tại khu vực. Ở giai đoạn từ 1988 – 2000, khu vực này có dân số thưa thớt, chủ yếu hoạt động nông nghiệp và địa hình tự nhiên chủ yếu là đất trồng. Giai đoạn này các loại cây rừng như rừng ngập mặn, rừng núi và rừng đồng bằng bắt đầu phát triển nên diện tích có sự tăng lên tương đối. Trong xuyên suốt 37 năm, vì phần diện tích rừng đồng bằng thuộc đối tượng rừng cấm quốc gia Bình Châu nên diện tích nhìn chung được duy trì ổn định, càng về những năm gần đây càng tăng lên do sự quan tâm đến việc trồng cây gây rừng. Giai đoạn 2000-2010, cơ cấu sử dụng đất có sự thay đổi mạnh mẽ từ khi quyết định số 89/QĐ-BXD ngày 22/01/1999 của Bộ Xây dựng về việc xây dựng Khu công nghiệp Phú Mỹ được ban hành. Ngoài ra, mặc dù không phải là hoạt động chính tại BRVT, nhưng khai thác gỗ để phục vụ nhu cầu xây dựng và chế biến có nguy cơ dẫn đến giảm diện tích rừng và làm suy giảm chất lượng môi trường sống của thực vật. Từ năm 2010 trở đi, diện tích rừng ngập mặn và rừng núi bị suy giảm nhiều do hoạt động đô thị hoá, phát triển công nghiệp và du lịch. Bên cạnh đó, người dân còn khai thác rừng để trồng trọt, xây nhà ở. Giai đoạn này cũng có sự thay đổi mạnh mẽ giữa lớp phủ thực vật thân thảo và thực vật thân gỗ. Ngoài ra còn có nguyên nhân về kỹ thuật, kết quả phân loại ảnh chỉ cung cấp thông tin về phân

bổ nhóm thực vật theo địa hình, không cung cấp thông tin về tình trạng của hệ thực vật (ví dụ sinh khối, mức độ che phủ hay loài thực vật), chất lượng ảnh sử dụng cho phân loại của thời điểm trong quá khứ (Landsat 5) không được tốt như các dòng ảnh mới với những ưu thế về số lượng band, về ngưỡng giá trị phổ,... Đồng thời, việc lựa chọn 1 ảnh (có độ che phủ mây thấp nhất) làm đại diện cho lớp phủ trong 1 năm cũng tiềm ẩn nhiều yếu tố gây nên sự biến động diện tích giải đoán của kết quả.

**3.2. Ứng dụng HMM và BN trong dự báo phân bố lớp phủ thực vật**

Kết quả đánh giá khả năng (xác suất) xảy ra của các dự báo (mô hình thử nghiệm và mô hình dự báo) được thể hiện trong Bảng 1. Kết quả cho thấy, ở bước thử nghiệm mô hình, độ trùng khớp dữ liệu của dự báo cho năm 2024 là cao nhất (94,64%) khi cung cấp dữ liệu đầu vào của năm 2023 (khoảng cách dự báo là 1 năm). Độ trùng khớp dữ liệu dự báo cho năm 2024 là 93,1% khi cung cấp dữ liệu đầu vào là năm 2020 (khoảng cách dự báo là 4 năm) và nếu cung cấp dữ liệu của năm 2010 và dự báo cho năm 2020 (khoảng cách dự báo là 10 năm) thì độ trùng khớp với dữ liệu phân loại là 89,4%.

Có thể thấy, khoảng thời gian của dự báo càng xa với thời điểm cung cấp dữ liệu tham chiếu thì xác suất xảy ra kết quả dự báo càng thấp.

**Bảng 1. Kết quả các kịch bản trong dự báo thay đổi lớp phủ**

Thứ tự	Thử nghiệm mô hình			Độ trùng khớp với dữ liệu	Dự báo	
	Dữ liệu đầu vào 1	Dữ liệu đầu vào 2	Năm dự báo		Năm dự báo	Xác suất xảy ra của kết quả dự báo
1	2000	2010	2020	89,40%	2030	52,82%
2	2016	2020	2024	93,10%	2028	71,27%
3	2022	2023	2024	94,64%	2025	83,95%

Ở nghiên cứu này, hệ số Kappa đánh giá kết quả của dự báo ở bước thử nghiệm mô hình cho giai đoạn dự báo với khoảng cách 10 năm so với dữ liệu đầu vào là 0,53, tốt hơn so với kết quả dự báo bằng mô hình chuỗi Cellular Automata và Markov là 0,51 trong nghiên cứu của Rahnama (2021). Khi so sánh với mô hình chuỗi Markov trong nghiên cứu Pham et al. (2023), mô hình này cho xác suất xảy ra là 83,95%, thấp hơn mô hình chuỗi Markov trong nghiên cứu này là 84,62%. Tuy vậy, tỉ lệ trùng khớp của kết quả dự báo so với dữ liệu thực tế trong nghiên cứu này vẫn cao hơn 80%.

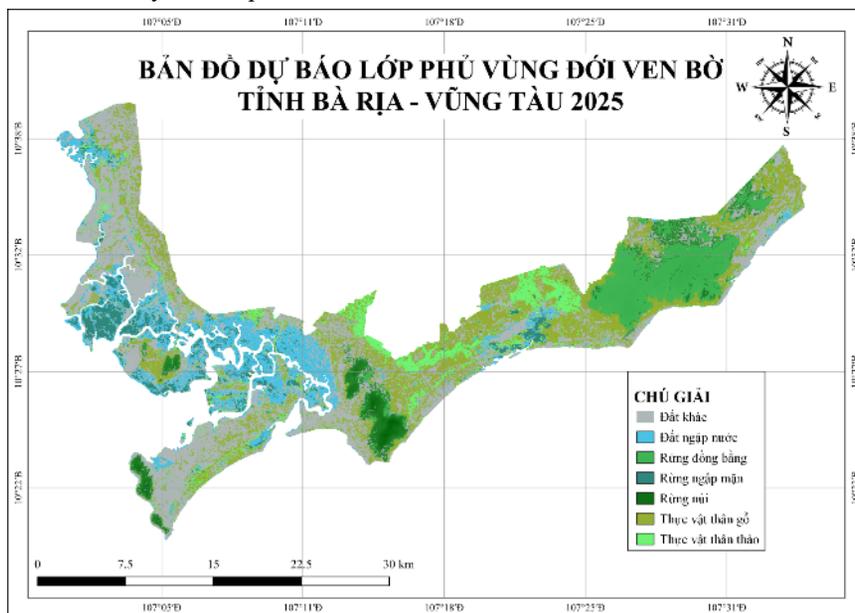
Từ việc đánh giá kết quả dự báo sự phân bố lớp phủ thực vật nêu trên, có thể thấy rằng trong phạm vi thời gian dự báo trong khoảng 5 – 6 năm so với dữ liệu đầu vào, độ chính xác của kết quả dự báo cao hơn 80%. Do đó, mô hình được áp dụng để thực hiện dự báo phân bố thực phủ trong tương lai và thành lập các bản đồ dự báo lớp phủ thực vật cho các năm 2025, 2028 và 2030.

Ở bước dự báo cho tương lai, kết quả ở Bảng 1 cho thấy giá trị xác suất xảy ra kết quả dự báo cho

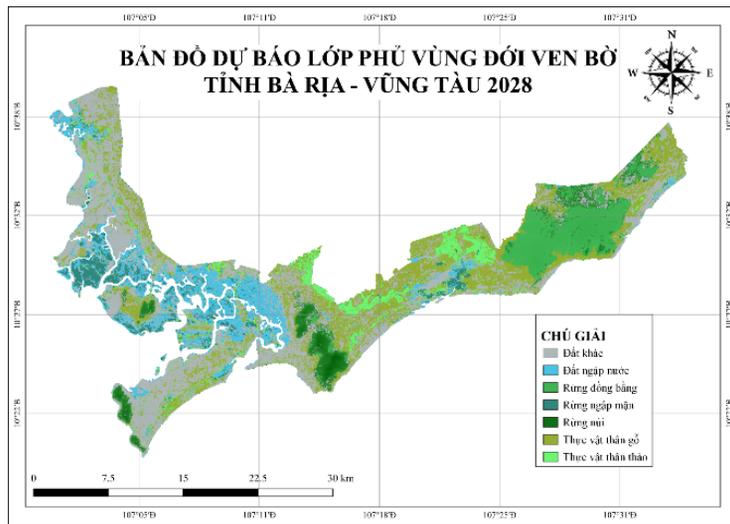
năm 2025 là cao nhất (83,95%), xác suất xảy ra kết quả dự báo của năm 2028 ở mức trung bình (71,27%) và thấp nhất là kết quả dự báo cho năm 2030 với 52,82%. Kết quả dự báo phân bố lớp phủ bề mặt tại khu vực nghiên cứu cho 3 năm 2025, 2028 và 2030 được thể hiện từ Hình 12 đến Hình 14 và thông tin về diện tích phân bố của các nhóm đối tượng lớp phủ được thể hiện ở Bảng 2.

Kết quả dự báo phân bố lớp phủ bề mặt cho các năm 2025, 2028 và 2030 cho thấy các xu hướng như sau:

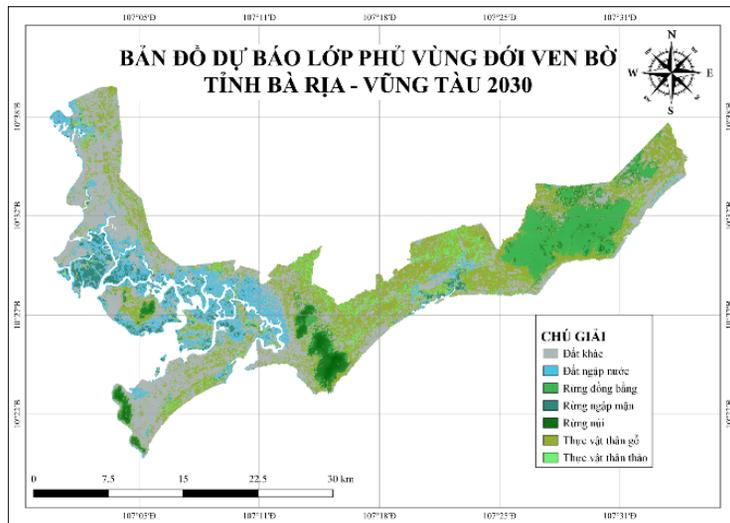
Nhìn chung, rừng đồng bằng là đối tượng ít biến động nhất. Trong khi đó, rừng ngập mặn và rừng núi được dự đoán sẽ giảm vào năm 2030. Tương tự, thực vật thân thảo có xu hướng giảm diện tích trong khi thực vật thân gỗ tăng diện tích liên tục, năm 2030 dự báo tăng lên khoảng 2395 ha so với 2024. Một phần diện tích đất ngập nước được quy hoạch, phục vụ cho các mục đích khác, với diện tích giảm dần qua các năm. Diện tích đất khác có xu hướng tăng lên do được chuyển sang từ đất rừng và đất ngập nước.



**Hình 12. Kết quả mô phỏng lớp phủ thực vật Năm 2025 (kịch bản 3)**



Hình 13. Kết quả mô phỏng lớp phủ thực vật Năm 2028 (kịch bản 2)



Hình 14. Kết quả mô phỏng lớp phủ thực vật Năm 2030 (kịch bản 1)

Bảng 2. Thông tin diện tích lớp phủ từ mô hình dự báo

Đối tượng	Diện tích (ha)		
	2025	2028	2030
Rừng ngập mặn	2818,83	2831,83	2115,34
Rừng núi	3403,59	3584,56	2825,28
Rừng đồng bằng	6061,45	6062,68	6146,47
Thực vật thân thảo	4703,14	4318,85	3000,96
Thực vật thân gỗ	13706,27	13734,83	16165,99
Đất ngập nước	6960,93	6651,70	5576,32
Đất khác	20399,94	20869,70	22223,79

#### 4. KẾT LUẬN

Việc tự động hóa sự nhận diện các đối tượng bề mặt cùng với sự đánh giá biến động diện tích các lớp phủ sẽ là cơ sở giúp cho các nhà quản lý môi trường

giám sát và đưa ra các chính sách, quyết định phù hợp để phục hồi và bảo vệ các hệ sinh thái rừng. Đặc biệt đối với vùng đối bờ, là vùng có sự giao thoa giữa đại dương và đất liền nên có hệ sinh thái đa dạng và rất nhạy cảm với những biến động.

Nghiên cứu này đã ứng dụng công nghệ của trí tuệ nhân tạo để phân loại và dự báo lớp phủ thực vật từ ảnh viễn thám, áp dụng cho vùng đối ven bờ tỉnh BRVT. Cụ thể, một chương trình phân loại tự động lớp phủ từ giải thuật Random Forest đã được phát triển cho phép tự động cập nhật dữ liệu mẫu để phân loại lớp phủ liên tục từ năm 1988 đến 2024 với độ chính xác cao. Các kết quả phân loại của năm trước trở thành dữ liệu đầu vào cho quá trình phân loại ở năm tiếp theo. Tiếp đến, mô hình Markov ẩn – mạng Bayes đã được áp dụng để tiến hành dự báo lớp phủ trong tương lai đến năm 2025, 2028 và 2030.

Về mặt công nghệ, thuật toán Random Forest trong bài toán phân loại mang lại độ tin cậy khá cao và nền tảng Google Earth Engine cho thời gian xử lý nhanh chóng. Điều đó cho thấy rằng GEE là một công cụ thể hiện sự vượt trội trong lĩnh vực viễn thám, khi người dùng có thể bắt đầu áp dụng các giải thuật học máy sử dụng ngôn ngữ lập trình thông qua các trình duyệt.

Ngoài ra, mô hình Markov ẩn và mạng Bayes cũng cho thấy những tiềm năng trong việc dự báo

với các kịch bản cho trước. Kết quả của nghiên cứu này cho thấy, trong việc ứng dụng Hidden Markov Model và Bayesian Network để dự báo thay đổi lớp phủ vùng nghiên cứu, nếu mô hình được xây dựng từ càng nhiều dữ liệu đầu vào sẽ cho xác suất xảy ra kết quả cao hơn, tức là mô hình sẽ có độ chính xác cao hơn.

Ở giai đoạn hiện tại, mô hình áp dụng trong nghiên cứu này vẫn còn khá đơn giản về cấu trúc, chưa tính đến các biến đổi về tình trạng của thực phủ (ví dụ sự thay đổi về độ che phủ của tán cây có ảnh hưởng đến giá trị phổ phản xạ của các band ảnh), do đó mô hình còn chưa làm rõ được diễn biến thay đổi cấu trúc của thực vật, dẫn đến khả năng có thể bị nhầm lẫn trong kết quả phân loại. Sự phát triển ở giai đoạn tiếp theo của mô hình sẽ bao gồm sự tích hợp tính toán các chỉ số thực vật, các dữ liệu về thay đổi sử dụng đất, đưa vào các quá trình sinh thái và diễn thế của hệ thực vật để làm rõ hơn nguyên nhân của sự thay đổi của độ phủ, qua đó cải thiện được độ tin cậy trong phân loại và giúp mô hình trở nên thông minh hơn.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO (REFERENCES)

- Dao, K. V., & Nguyen, S. T. T. (2019). Study and forecast of land use changes by Markov chain - CA and GIS in Phu Tho province. *Vietnam Journal of Agricultural Science and Technology*, 108(11) (in Vietnamese).
- Huynh, T. V., Le, T. P., & Vu, O. T. K. (2023). Application of GIS technology and modeling to create a land cover forecast map of Vinh Cuu district, Dong Nai province in 2030. *Journal of Forestry Science and Technology*, 12(6), 119-129 (in Vietnamese).  
<https://doi.org/10.55250/jo.vnuh.12.6.2023.119-129>
- Kolli, M. K., Pham, Q. B., Linh, N. T. T., Hoai, P. N., Costache, R., & Anh, D. T. (2022). Assessment of change in the extent of mangrove ecosystems using different spectral indices in Google Earth Engine based on random forest model. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(9).  
<https://doi.org/10.1007/s12517-022-10158-7>
- Lukas, P., Melesse, A. M., & Kenea, T. T. (2023). Prediction of Future Land Use/Land Cover Changes Using a Coupled CA-ANN Model in the Upper Omo–Gibe River Basin, Ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4).  
<https://doi.org/10.3390/rs15041148>
- Mithal, V., Khandelwal, A., Boriah, S., Steinhäuser, K., & Kumar, V. (2013). *Proceedings of the 2013 SIAM International Conference on Data Mining*, 650-658.  
<https://doi.org/10.1137/1.9781611972832.72>
- Nguyen, H. T. T., & Doan, T. M. (2018). Applying Random Forest classification algorithm to build land use/land cover map of Dak Lak province based on Landsat 8 OLI satellite images. *Journal of Agriculture & Rural Development*, (13), 122-129 (in Vietnamese).
- Pham, H. M., Do, H. T., Bui, T. Q., & Nguyen, Q. N. (2019). Research on the scientific basis of applying random forest algorithm in classifying SPOT6 satellite images with experimental area in Ca Mau province. *Conference Proceedings: Basic Research in "Earth and Environmental Sciences"* (in Vietnamese).  
<https://doi.org/10.15625/vap.2019.000155>
- Pham, T. T. T., Trinh, H. N., Le, T. H. N., & Duong, N. Q. (2023). Application of GIS and Markov chain to forecast land use change in Phu Vang district, Thua Thien Hue province. *Journal of Agricultural Science and Technology, Hue University of Agriculture and Forestry*, 7(1), 3512-3522 (in Vietnamese).  
<https://doi.org/10.46826/huaf-jasat.v7n1y2023.996>
- Phan, T. V., & Ngo, T. A. (2021). Application of mathematical models and GIS techniques in forecasting land changes in Quy Nhon city.. *Journal of Natural Resources and Environmental Science* (37) (in Vietnamese).
- Rahnama, M. R. (2021). Forecasting land-use changes in Mashhad Metropolitan area using Cellular Automata and Markov chain model for

- 2016-2030. *Sustainable Cities and Society*, 64. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102548>
- Salberg, A.-B., & Trier, Ø. D. (2011). Temporal analysis of forest cover using hidden Markov models. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2011.6049674>
- Satya, B. A., Shashi, M., & Deva, P. (2020). Future land use land cover scenario simulation using open source GIS for the city of Warangal, Telangana, India. *Applied Geomatics*, 12(3), 281-290. <https://doi.org/10.1007/s12518-020-00298-4>
- Tieng, T., Sharma, S., Mackenzie, R., Venkattappa, M., Sasaki, N., & Collin, A. (2019). Mapping mangrove forest cover using Landsat-8 imagery, Sentinel-2, Very High Resolution Images and Google Earth Engine algorithm for entire Cambodia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 266(012010). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/266/1/012010>
- Tran, V. A., Tran, H. H., Le, T. N., Pham, T. T. H., Tran, Q. A., Nguyen, T. V. A., Pham, T. T., & Tran, Q. T. (2023). Research on some machine learning methods in establishing surface cover map of Ca Mau province on Google Earth Engine platform. *Journal of Surveying and Cartography*, (55), 18-26 (in Vietnamese). <https://doi.org/10.54491/jgac.2023.55.671>
- Xu, L., Liu, X., Tong, D., Liu, Z., Yin, L., & Zheng, W. (2022). Forecasting Urban Land Use Change Based on Cellular Automata and the PLUS Model. *Land*, 11(5). <https://doi.org/10.3390/land11050652>