

XÁC ĐỊNH PHẠM VI CHE PHỦ CỦA CÂY DỪA NƯỚC TẠI KHU DỰ TRỮ SINH QUYỀN CÙ LAO CHÀM-HỘI AN BẰNG DỮ LIỆU SENTINEL-2A

Đặng Vũ Khắc

Khoa Địa lí, Trường Đại học Sư phạm Hà Nội

Tóm tắt. Dừa nước phát triển ở cửa sông Thu Bồn. Dừa nước góp phần bảo tồn hệ sinh thái tự nhiên, đa dạng sinh học của Khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm - Hội An, cũng như phát triển kinh tế - xã hội của thành phố Hội An. Tuy nhiên, trong những năm vừa qua phạm vi che phủ của nó bị giảm dần do các hoạt động kinh tế - xã hội của con người. Nghiên cứu này sử dụng tất cả các kênh ảnh gốc của vệ tinh Sentinel-2A nhờ khả năng tăng cường độ phân giải của thuật toán Sen2Res và kết hợp với một số chỉ số phổ được tính toán thông qua tỉ số kênh để phân loại lớp phủ mặt đất và dừa nước đã được tách ra khỏi các loại lớp phủ mặt đất khác bằng tiếp cận phân loại ảnh dựa trên đối tượng với thuật toán Máy vectơ hỗ trợ (SVMs) do sự hiệu quả và tính linh hoạt của thuật toán này. Phân tích thành phần chính (PCA) đã được áp dụng cho tất cả các kênh ảnh để loại bỏ các thành phần dư thừa và nhiễu trong dữ liệu trước khi thực hiện phân loại. Bản đồ thu được cho thấy dừa nước phân bố chủ yếu ở tả ngạn sông Thu Bồn với tổng diện tích là 147 ha vào năm 2019. Việc kiểm chứng được thực hiện bằng cách so sánh kết quả phân loại với các mẫu ngẫu nhiên lấy thông qua giải đoán mắt thường từ ảnh Google Earth có độ phân giải cao. Việc đánh giá sai số cho thấy độ chính xác tổng thể đạt 88,67% và hệ số Kappa là 0,84. Mặc dù còn một số sai khác liên quan tới độ phân giải của ảnh Sentinel-2, nhưng các kết quả thu được như vậy có thể hỗ trợ các cơ quan chức năng trong việc ra quyết định thông qua việc cung cấp bản đồ để đề xuất các biện pháp bảo tồn cây dừa nước ở khu vực ven biển này.

Từ khóa: dừa nước, Sentinel-2, chỉ số phổ, phân loại đối tượng, máy vectơ hỗ trợ.

1. Mở đầu

Dừa nước được coi là cây thường xanh giống như các loại rừng ngập mặn khác, sinh trưởng ở các vùng đất ngập nước. Nó thích nghi với các khu vực ven biển hoặc/và môi trường cửa sông ở các vùng nhiệt đới và cận nhiệt đới có độ đục cao và độ mặn thấp. Rừng dừa nước có thể cung cấp môi trường sống cho nhiều loài sinh vật dưới nước và trên cạn. Chúng không chỉ đóng góp các dịch vụ hệ sinh thái có giá trị với những lợi ích đáng kể như lưu trữ carbon, nơi ương cá giống và giá trị thẩm mỹ cho du lịch,... mà chúng còn đóng vai trò quan trọng trong việc bảo vệ các khu vực ven biển dưới tác động của

Ngày nhận bài: 9/3/2023. Ngày sửa bài: 22/3/2023. Ngày nhận đăng: 30/3/2023.

Tác giả liên hệ: Đặng Vũ Khắc. Địa chỉ e-mail: khacdv@hnue.edu.vn

gió bão, triều cường và làm giảm nhẹ thiệt hại do thiên tai gây ra [1]. Tuy nhiên, sự phát triển của các hoạt động kinh tế - xã hội của con người như nuôi trồng thủy sản đang gây áp lực lên hệ sinh thái đê nước, làm suy giảm chức năng của nó ở nhiều quy mô khác nhau.

Trên thế giới, việc lập bản đồ lớp phủ mặt đất nói chung hay đê nước nói riêng đã được thực hiện trong nhiều nghiên cứu, mà trong đó phân loại ảnh vệ tinh là phương pháp thích hợp để gán các loại lớp phủ mặt đất với các pixel trên ảnh vệ tinh. Các kỹ thuật phân loại đã được phát triển mạnh mẽ trong thập kỷ qua để xử lý ảnh đa phổ với kỹ thuật phân loại dựa trên điểm ảnh (pixel) hoặc phân loại dựa trên đối tượng [2-5]. Kỹ thuật phân loại dựa trên pixel có thể phân biệt được các loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất nhờ đặc tính phổ của các thực thể ở một số dải của quang phổ mà không có thông tin về kiến trúc. Do đó, các phương pháp xử lý ảnh số hoàn toàn dựa trên giá trị phản xạ không phải lúc nào cũng cho phép phân biệt chính xác các loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất khác nhau vì chúng có thể có các hành vi phổ giống nhau và làm cho kết quả phân loại bị phân mảnh không gian [6, 7].

Vì vậy, chiều không gian và thời gian của ảnh cũng được khai thác để phân biệt các loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất. Chiều không gian đề cập đến các đặc tính không gian có thể xác định đối tượng quan tâm, chẳng hạn như hình dạng, kích thước hay hoa văn của nó. Chiều thời gian đề cập đến việc sử dụng xu hướng theo mùa cho từng loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất, đặc biệt phù hợp để phân biệt thực vật vì chúng liên quan đến quá trình sinh trưởng; ví dụ như cây thường xanh và cây rụng lá có thể dễ dàng tách biệt vào mùa Đông. Kỹ thuật dựa trên đối tượng được phát triển tương đối gần đây hơn và chiếm lợi thế khi kết hợp cả thông tin phổ với thông tin không gian để gộp nhóm các cụm pixel trên ảnh thành các loại lớp phủ mặt đất khác nhau. Quá trình này bao hàm việc phân loại các pixel dựa trên đặc điểm quang phổ, hình dạng, kiến trúc và mối quan hệ không gian của chúng với các pixel xung quanh. Nhờ vậy, kỹ thuật này làm giảm sự nhầm lẫn giữa các loại lớp phủ có phản xạ tương tự nhau và tránh được sự phân mảnh không gian, mặc dù nó đòi hỏi ảnh có độ phân giải không gian lớn [8, 9]. Ngoài ra, nếu không có thông tin về ba chiều này (phổ, không gian và thời gian), có thể xem xét bổ sung dữ liệu như độ cao, độ dốc, hướng phơi hoặc thổ nhưỡng, vv. để xác định các loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất quan tâm [10].

Nhiều nghiên cứu đã sử dụng dữ liệu vệ tinh Sentinel-2 để khai thác thông tin không gian với kỹ thuật phân loại dựa trên đối tượng nhờ độ phân giải không gian phù hợp [11, 12]. Đây là các vệ tinh do Cơ quan Vũ trụ Châu Âu (ESA) phóng lên quỹ đạo ở độ cao 786 km, vị trí lệch nhau 180°: Sentinel-2A (2015) và Sentinel-2B (2018). Các vệ tinh Sentinel-2 cho phép chụp ảnh trên 11 kênh đa phổ, đa phân giải không gian, tần suất chụp ảnh cao. Chúng cải thiện xác suất chụp ảnh không bị mây che và được coi là nguồn thông tin hiệu quả để quan sát bề mặt Trái đất. Vì vậy, thế hệ vệ tinh mới này mang lại nhiều lợi thế cho việc lập bản đồ sử dụng đất/lớp phủ mặt đất do độ bao phủ khu vực được quan sát rộng, chi phí thấp hơn so với khảo sát mặt đất [13]. Hơn nữa, thuật toán siêu phân giải Sen2Res giúp nâng cao độ phân giải không gian của tất cả kênh ảnh lên tới 10 m. Nhờ vậy nó mang đến khả năng sử dụng hầu hết các kênh đa phổ để tách biệt các đối tượng và có thể khai thác thông tin không gian bằng kỹ thuật phân loại hướng đối tượng và phát hiện các đối tượng có kích thước nhỏ [14].

Khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm - Hội An nằm trên địa bàn tỉnh Quảng Nam, nơi mà rừng dừa nước đã tạo thành một trong những hợp phần của khu dự trữ sinh quyển này. Dừa nước là loài cây ngoại lai, được đem về trồng ở bãi triều của cửa sông Thu Bồn. Chúng tạo thành một môi trường sống khác biệt mà ở đó hệ sinh thái dưới nước mang lại thu nhập đáng kể cho người dân địa phương. Mặc dù việc bảo tồn dừa nước đã được quan tâm nhờ các giá trị kinh tế, sinh thái và văn hóa độc đáo, nhưng số lượng và chất lượng của chúng đang bị suy giảm do các hoạt động không phù hợp như phát triển ao nuôi trồng thủy sản, xây dựng khu dân cư đô thị, hoặc các mối đe dọa của các quá trình tự nhiên như dịch bệnh thực vật, xâm nhập mặn và xói lở bờ biển. Từ đó, diện tích rừng dừa nước ngày càng bị thu hẹp, đời sống của người dân phụ thuộc vào nó cũng bị ảnh hưởng.

Mặc dù đã có các nghiên cứu lập bản đồ rừng ngập mặn ở Việt Nam như của Nguyễn Trọng Cường (2019, 2021) [15, 16], nhưng có rất ít nghiên cứu xác định dừa nước sử dụng ảnh vệ tinh và chưa có bất kỳ kiểm kê nào về diện tích dừa nước tại khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm-Hội An. Vì vậy, thành lập bản đồ phân bố không gian của dừa nước trên lãnh thổ rộng lớn của khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm-Hội An trở thành nhiệm vụ cần thiết. Từ đó, nghiên cứu này đặt ra mục tiêu: (a) xác minh khả năng kết hợp các kênh phản xạ với các kênh chỉ số phổ để tách dừa nước khỏi các loại sử dụng đất/lớp phủ đất khác; (b) xác định phạm vi che phủ không gian của cây dừa nước tại khu dự trữ sinh quyển Cù Lao Chàm - Hội An với dữ liệu ảnh vệ tinh Sentinel-2 có độ phân giải không gian trung bình thông qua kỹ thuật phân loại ảnh dựa trên đối tượng với thuật toán SVMs. Kết quả thu được sẽ tạo cơ sở tin cậy để triển khai kế hoạch bảo vệ, cũng như tổ chức quản lý tài nguyên thiên nhiên tại khu vực này. Mặt khác, một loạt bản đồ được thành lập theo thời gian như vậy sẽ cho phép phát hiện sự thay đổi của dừa nước trong một giai đoạn cụ thể. Từ đó, chúng có thể giúp cán bộ quản lý tìm ra các mối đe dọa tiềm ẩn với sự tồn tại và phát triển của dừa nước trong khu vực.

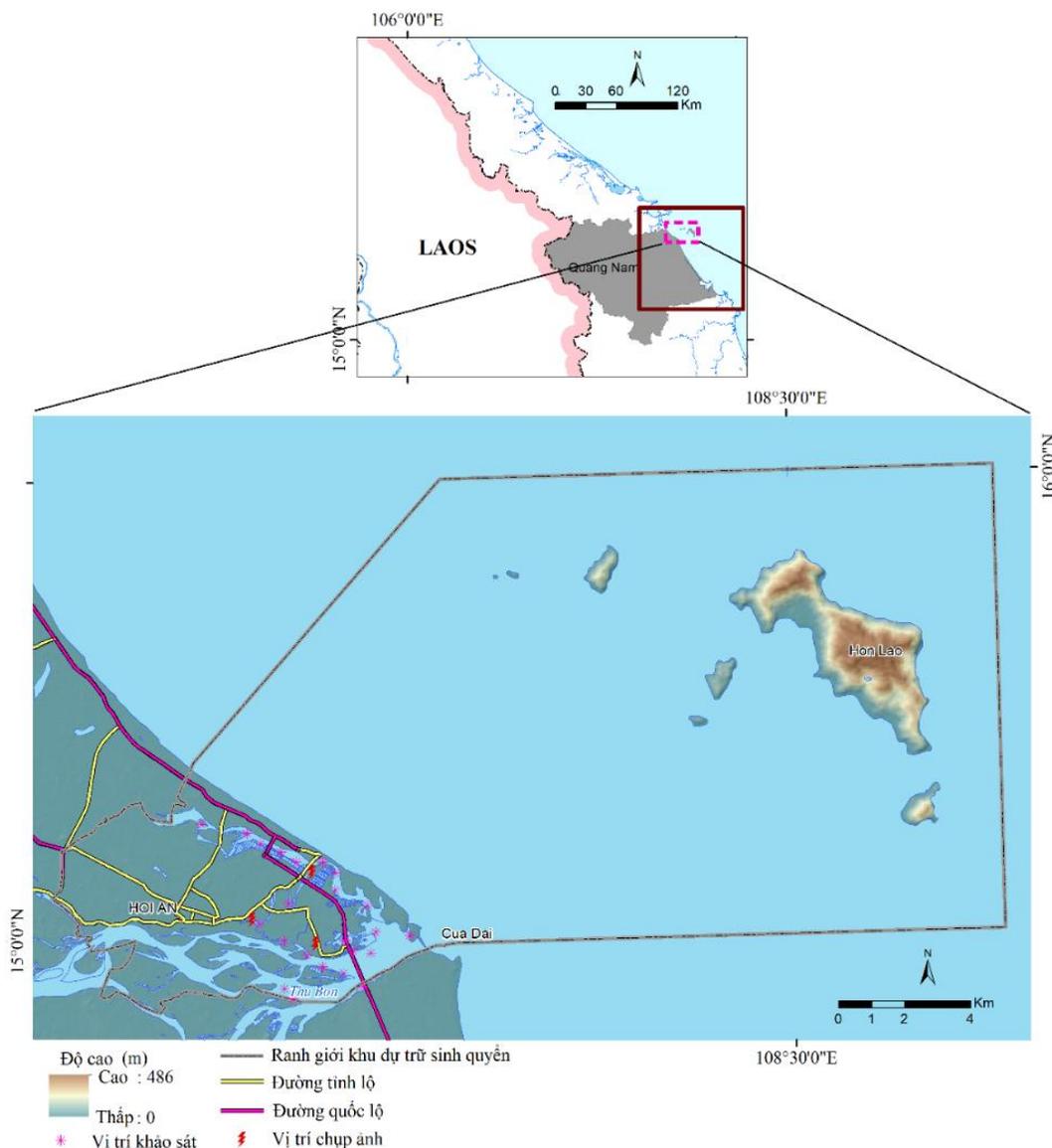
2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu nằm ở cửa sông Thu Bồn trên địa bàn thành phố Hội An, tỉnh Quảng Nam; nơi có cảnh quan đa dạng: đồng bằng ven biển hẹp với các cồn cát và vùng biển rộng lớn với một số hòn đảo có độ cao từ 0 đến 183 m. Địa phận thành phố Hội An kéo dài từ vĩ độ 15°50'55,5" đến 16°0'39,0" N; và kinh độ 108°17'43,5" đến 108°33'49,5" E (Hình 1). Chính quyền địa phương đã quy hoạch, sắp xếp lại các khu chức năng đô thị, hoàn thiện cơ sở hạ tầng, phát triển các công trình công cộng, cải thiện vệ sinh môi trường để Hội An được công nhận là đô thị loại III trực thuộc tỉnh Quảng Nam từ năm 2008. Đến năm 2019, dân số thành phố Hội An đạt 98599 người (mật độ trung bình 1604 người km⁻²), tập trung chủ yếu trên địa bàn 9 phường và 4 xã, tương ứng với diện tích 61,48 km².

Khu vực này chịu ảnh hưởng của khí hậu nhiệt đới gió mùa với hai mùa chính (khô và mưa), lượng mưa hàng năm xấp xỉ 2110 mm, nhiệt độ trung bình năm có thể lên tới 29 °C. Mùa mưa kéo dài từ tháng 9 đến tháng 1, lượng mưa lớn gây lũ lụt cao trên đất liền. Mùa khô kéo dài từ tháng 2 đến tháng 5 với nhiệt độ mát mẻ và độ ẩm thấp. Ngoài ra, thời tiết ôn hòa kéo dài từ tháng 6 đến cuối tháng 8. Do nằm gần khu vực cửa sông

nên mạng lưới thủy văn dày đặc với 3 sông chính là Thu Bồn, Trường Giang và Cổ Cò. Các sông này hợp lưu trước khi đổ ra biển qua Cửa Đại với lưu lượng dòng chảy bình quân $232 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ ở hạ lưu sông Thu Bồn [17]. Các điều kiện tự nhiên này tương đối phù hợp với sự phát triển của cây dừa nước.



Hình 1. Bản đồ có vị trí tỉnh Quảng Nam và phân định hiện trường Sentinel-2A (hình chữ nhật liền nét). Đường đứt nét tương ứng với khu vực nghiên cứu

Cùng với những di tích lịch sử - văn hóa nổi tiếng, Cù Lao Chàm - Hội An đã được Tổ chức Văn hóa, Khoa học và Giáo dục của Liên hợp quốc (UNESCO) phê duyệt là khu dự trữ sinh quyển thứ 8 của Việt Nam từ tháng 5 năm 2009. Sau 10 năm đi vào hoạt động, Khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm - Hội An, mà rừng dừa nước là một hợp phần, đã thu hút khách du lịch và góp phần phát triển thành phố Hội An.

2.2. Phương pháp và dữ liệu sử dụng

2.2.1. Dữ liệu

* Ảnh Sentinel-2A

Ảnh vệ tinh Sentinel-2A được tải về từ trang web: <https://scihub.copernicus.eu/> của Cơ quan Vũ trụ Châu Âu (ESA). Ảnh này đã được tiền xử lí ở mức 2A, tham chiếu hình học trong hệ tọa độ UTM (WGS84) với các tham số được thể hiện trong Bảng 1. Tuy nhiên, ảnh được chọn chụp vào đầu mùa khô năm 2019 khi lúa mới thu hoạch, giúp nâng cao khả năng tách biệt lúa với dừa nước. Cảnh ảnh bị mây che phủ một phần, nhưng khu vực nghiên cứu không bị ảnh hưởng nhiều.

Bảng 1. Thông số ảnh Sentinel-2A được sử dụng trong nghiên cứu này

Tên cảnh	S2A_MSIL2A_20190207T030911_N0207_R075_T48PZC_20190207T064249
Vệ tinh	Sentinel-2A
Đầu thu	MSI
Mức xử lí	2A
Ngày chụp	07/02/2019
Che phủ mây	0.06%
Số quỹ đạo	75

Vệ tinh Sentinel-2A cung cấp 13 kênh trong dải nhìn thấy và dải hồng ngoại của quang phổ với các độ phân giải không gian khác nhau: lần lượt là 10 m, 20 m và 60 m (Bảng 2). Trong nghiên cứu này, một số kênh gốc được khai thác để tính toán chỉ số, phân tích thành phần chính và phân loại có kiểm định để lập bản đồ phân bố của dừa nước.

Bảng 2. Các đặc trưng kênh phổ Sentinel-2A [18]

Mô tả kênh	Bước sóng (nm)	Phân giải ko gian (m)
Kênh 1 – Son khí	433 - 453	60
Kênh 2 – Xanh	458 - 523	10
Kênh 3 – Xanh lục	543 - 578	10
Kênh 4 – Đỏ	650 - 680	10
Kênh 5 – Rìa đỏ thực vật 1	698 - 713	20
Kênh 6 – Rìa đỏ thực vật 2	733 - 748	20
Kênh 7 – Rìa đỏ thực vật 3	773 - 793	20
Kênh 8 – Cận hồng ngoại - NIR	785 - 899	10
Kênh 8A – Rìa đỏ thực vật 4	855 - 875	20
Kênh 9 – Hơi nước	935 - 955	60
Kênh 10 – Mây ti	1360 - 1390	60
Kênh 11 – Hồng ngoại sóng ngắn - SWIR1	1565 - 1655	20
Kênh 12 – Hồng ngoại sóng ngắn - SWIR2	2100 - 2280	20

*** Ảnh có độ phân giải không gian siêu cao từ Google Earth**

Google Earth tích hợp một số loại dữ liệu không gian như: ảnh vệ tinh, ảnh hàng không và các lớp dữ liệu thông tin địa lí, v.v. Ảnh vệ tinh có thể được hiển thị theo tiến trình thời gian và được cung cấp với độ phân giải không gian siêu cao $< 1,0$ m [19]. Ảnh chụp ngày 15/07/2019 được hiển thị trên ứng dụng Google Earth Pro để chọn mẫu kiểm chứng và người giải đoán có thể dễ dàng nhận ra đừa nước nhờ đối sánh với kiến trúc thực tế thu nhận khi khảo sát thực địa.

*** Khảo sát hiện trường**

Một đợt khảo sát thực địa đã được thực hiện vào tháng 01/2021. Mặc dù không phải tất cả các loại lớp phủ chính trong khu vực đều hiện diện trên hiện trường vào thời điểm này nhưng đợt khảo sát đã hỗ trợ trong việc tham chiếu các loại lớp phủ trên mặt đất với các đối tượng trên ảnh vệ tinh. Vị trí khảo sát và ảnh chụp một số đối tượng được trình bày trong Hình 1, và 2.



Hình 2. (a) Bụi cây tại Hội An Resort & Spa, 145B Trần Nhân Tông; (b) Cây đừa nước ở hữu ngạn sông Đé Võng, đường Cửa Đại; (c) Cánh đồng ở đường DX18

2.2.2. Phương pháp

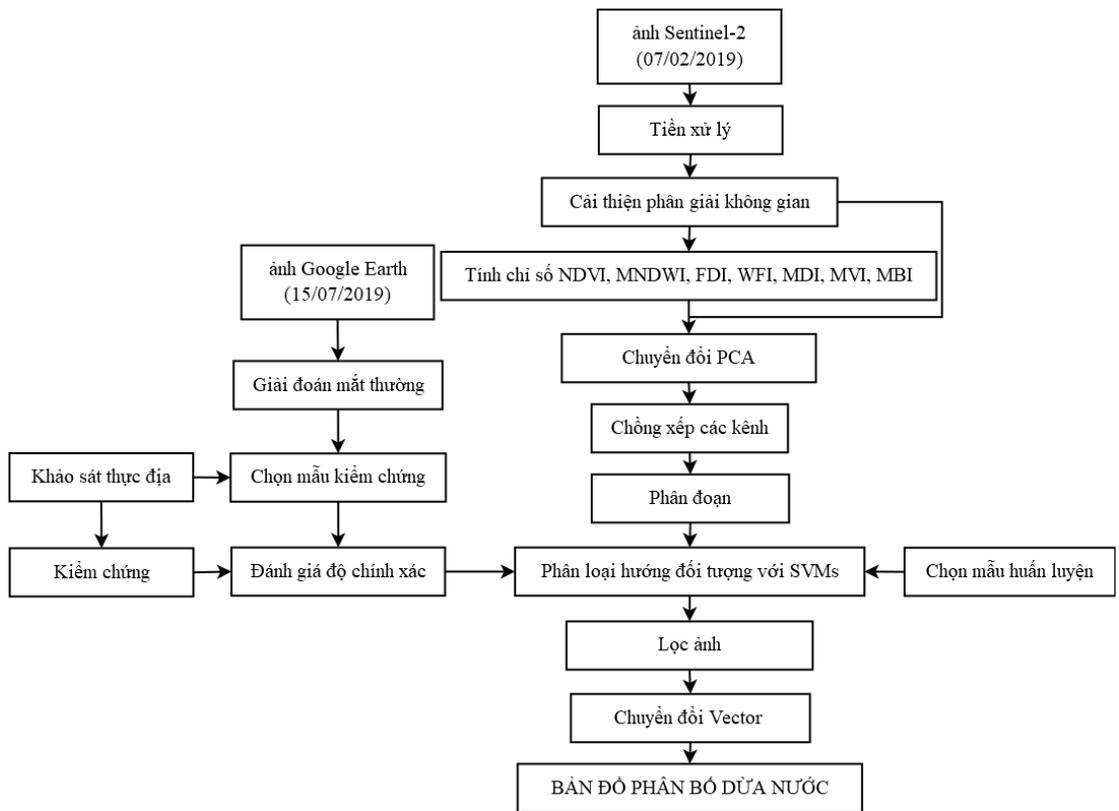
Trong việc lập bản đồ lớp phủ mặt đất, có ba cách tiếp cận chính: (a) phân loại dựa trên giá trị phản xạ phổ của các thực thể [20, 21]; (b) phân loại dựa trên chỉ số phổ để xác định một số loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất cụ thể [22-24]; (c) kết hợp giá trị phản xạ phổ và các chỉ số phổ để cải thiện độ chính xác về các lớp được trích xuất [25, 26].

Đối với tiếp cận đầu tiên, mỗi thuật toán phân loại ảnh có những ưu điểm và nhược điểm riêng. Việc lựa chọn thuật toán phù hợp phụ thuộc vào số lượng mẫu huấn luyện, sự phân bố các thực thể trên mặt đất, độ phân giải không gian của ảnh vệ tinh, tính khả dụng của phần mềm xử lý ảnh [27]. Tiếp cận xử lý ảnh thứ hai dựa trên tỷ số kênh, thường được tính toán từ hai kênh trở lên dưới dạng chỉ số quang phổ [28] và giá trị của chúng được phân tích để tìm ra ngưỡng riêng nhằm xác định một loại lớp phủ mặt đất cụ thể hoặc tăng cường sự khác nhau trong các loại lớp phủ để phân biệt chúng chính xác hơn [29].

Tuy nhiên, kênh ảnh gốc và kênh chỉ số phổ thường tương quan với nhau và do đó kết quả đôi khi không đáng tin cậy [30]. Để tránh hiện tượng đó, tiếp cận thứ ba - kết hợp các kênh phản xạ và kênh chỉ số với kỹ thuật phân loại hướng đối tượng sau khi tăng cường độ phân giải không gian để khai thác thêm thông tin không gian trên ảnh.

*** Các bước xử lý**

Nghiên cứu được triển khai theo các bước trong Hình 3: cắt ảnh, tăng cường độ phân giải không gian, tính toán chỉ số, biến đổi PCA, kết hợp các kênh, phân đoạn, chọn mẫu huấn luyện, phân loại ảnh SVM, lọc nhiễu, chuyển đổi vector, đánh giá độ chính xác, phân tích và kiểm chứng kết quả. Dưới đây trình bày một số bước chính trong quy trình xử lý số liệu.



Hình 3. Các bước xử lý được áp dụng trong nghiên cứu

*** Tăng cường phân giải không gian**

Mỗi ảnh Sentinel-2A chứa 3 kênh có độ phân giải không gian 60 m, 6 kênh có độ phân giải không gian 20 m, 4 kênh ở vùng nhìn thấy và cận hồng ngoại có độ phân giải không gian 10 m. Để kết hợp các kênh với nhau thì chúng phải có cùng độ phân giải, do đó các kênh có độ phân giải không gian thấp được nâng lên 10 m nhưng giá trị phản xạ của các kênh gốc được bảo toàn nhờ thuật toán Sen2Res. Thuật toán này xây dựng mô hình về cách thông tin được chia sẻ giữa các kênh ảnh và thông tin nào đặc trưng cho các kênh. Tiếp theo, mô hình này được áp vào để nâng độ phân giải không gian 20 m và 60 m trong khi vẫn giữ nguyên các giá trị phản xạ của chúng. Vì vậy, thuật toán Sen2Res giúp làm rõ nét các thực thể nhỏ trên ảnh Sentinel-2A [31].

*** Tính toán chỉ số phổ**

Chỉ số phổ được tính toán dựa trên giá trị phản xạ của một số kênh phổ của ảnh vệ tinh chẳng hạn như: Chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (NDVI), Chỉ số nước khác biệt chuẩn hóa sửa đổi (MNDWI), Chỉ số đất trống sửa đổi (MBI), Chỉ số phân biệt rừng (FDI), Chỉ số rừng ngập nước (WFI), Chỉ số phân biệt rừng ngập mặn (MDI), Chỉ số thảm thực vật rừng ngập mặn (MVI). Công thức tính của chúng được thể hiện trong Bảng 3.

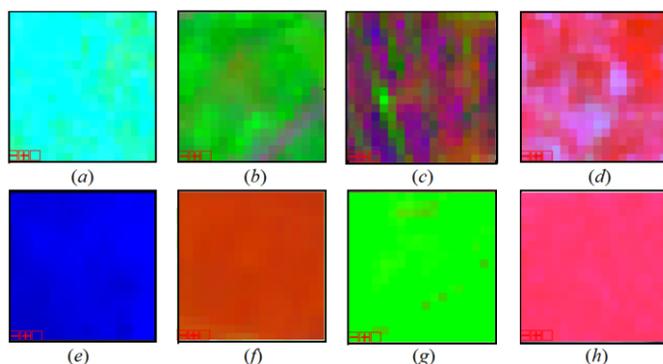
Bảng 3. Công thức để tính chỉ số phổ

Chỉ số	Công thức	Áp dụng vào Sentinel-2	Trích dẫn
NDVI	$= (NIR-R)/(NIR+R)$	$= (B8-B4)/(B8+B4)$	[32]
MNDWI	$= (G-SWIR1)/(G+SWIR1)$	$= (B3-B11)/(B3+B11)$	[33]
FDI	$= NIR-(R+G)$	$= B8-(B4+B3)$	[34]
WFI	$= (NIR-R)/SWIR2$	$= (B8-B4)/B12$	[35]
MDI	$= (NIR-SWIR2)/SWIR2$	$= (B8-B12)/B12$	[36]
MVI	$= (NIR-G)/(SWIR1-G)$	$= (B8-B3)/(B11-B3)$	[37]
MBI	$= 0.5 + \frac{(SWIR1-SWIR2-NIR)}{(SWIR1+SWIR2+NIR)}$	$= 0.5 + \frac{(B11-B12-B8)}{(B11+B12+B8)}$	[38]

*** Phân tích thành phần chính**

Phân tích thành phần chính (PCA) được tính trên tất cả kênh sẵn có bao gồm 11 kênh ảnh gốc và 7 kênh chỉ số phổ để giảm số chiều của bộ dữ liệu. Đó một kỹ thuật phổ biến để chuyển đổi thông tin nhằm giữ lại các thành phần quan trọng mà vẫn bảo toàn được các đặc trưng cơ bản của dữ liệu trong khi giảm thiểu nhiễu và giá trị dư thừa - những yếu tố có thể làm hạn chế quá trình tách biệt các lớp phủ mặt đất [39-41]. Các giá trị riêng (eigenvalues) thu được cho thấy 9 kênh thành phần chính đầu tiên PC₁₋₉ trong tổng số 18 kênh chứa các giá trị độc lập. Tiếp theo 9 kênh PC₁₋₉ này được sử dụng để phân đoạn thành các vùng đồng nhất với các thông số như sau: tham số tỷ lệ (scale parameter = 2), hình dạng (shap = 0.01), độ nén (compactness = 0.05).

*** Chọn mẫu huấn luyện**



Hình 4. Mẫu huấn luyện của các loại lớp phủ chính được chọn từ tổ hợp màu (PC3-PC2-PC7): (a) Rừng rậm; (b) Đất hoa màu; (c) Đất ngập nước; (d) Khu dân cư; (e) Nước; (f) Đất trống; (g) Dừa nước; (h) Bãi cát

Trước khi tiến hành phân loại có kiểm định, dựa trên ảnh tổ hợp màu của các kênh thành phần chính đầu tiên, các mẫu huấn luyện đã được xác định bằng cách chọn trên màn hình với trung bình 200 pixel/mẫu tương ứng từng loại lớp phủ mặt đất. Hình 4 thể hiện mẫu của từng loại lớp phủ chính trong khu vực nghiên cứu theo đó màu sắc và kiến trúc của từng mẫu biểu thị sự khác biệt của từng loại lớp phủ.

*** Phân loại ảnh SVM**

Phân loại ảnh cung cấp khả năng thành lập bản đồ lớp phủ mặt đất tại các thời điểm khác nhau [42]. Trong nghiên cứu hiện tại, phương pháp phân loại dựa trên đối tượng được thực hiện để tạo ra các vùng ảnh liên tục và đồng nhất với các đặc điểm không gian và kiến trúc riêng bằng phân đoạn ảnh. SVMs được coi là một thuật toán phân loại áp dụng lần đầu tiên cho các lĩnh vực thị giác máy như nhận dạng văn bản dựa trên Lý thuyết học thống kê. Sau đó, nó được thực hiện trong việc phân loại ảnh vệ tinh [43-45]. Mặc dù thuật toán phân loại này đã được phát triển trong khoảng 3 thập kỉ, nhưng kết quả của các nghiên cứu gần đây đã chứng minh tính ưu việt của SVMs so với các thuật toán phân loại thông dụng khác do khả năng khái quát hóa các đối tượng được quan tâm mặc dù tập mẫu huấn luyện hạn chế [46-49]. Mặt khác, Paneque-Gaslvez et al. (2013) đã chứng minh rằng thuật toán SVMs vượt trội trong việc thành lập bản đồ chính xác các loại lớp phủ mặt đất trong một khu vực nhiệt đới rộng lớn, không đồng nhất [50]. Do đó, thuật toán SVMs đã được chọn để phân loại các loại sử dụng đất/lớp phủ mặt đất trong khu vực đô thị và lân cận [51, 52].

2.3. Kết quả

2.3.1. Kiểm chứng

Kết quả phân loại ảnh có thể bị ảnh hưởng bởi nhiều lí do, chẳng hạn như phương pháp phân loại, thuật toán được sử dụng và loại ảnh vệ tinh [53]. Trong nghiên cứu của chúng tôi, độ chính xác của phân loại SVMs được đánh giá dựa trên hiểu biết về khu vực nghiên cứu. Theo cách này, một mặt việc lựa chọn các mẫu kiểm chứng được tiến hành từ ảnh Google Earth để định lượng độ chính xác của phân loại SVMs với ma trận sai lẫn [54]. Mặt khác, đường bao của lớp phủ mặt đất tách ra từ kết quả phân loại được chồng phủ trực tiếp trên ảnh Google Earth để xác định mức độ trùng khớp giữa hai bộ dữ liệu này [55]. Một đợt khảo sát thực địa cũng được thực hiện vào tháng 01/2021 để đối chiếu kết quả thu được với thực tế. Ảnh chụp tại một số địa điểm trên thực địa được trình bày ở Hình 2. Vị trí của chúng phù hợp với địa điểm phân bố dừa nước được tách ra bằng phân loại ảnh SVMs (Hình 10).

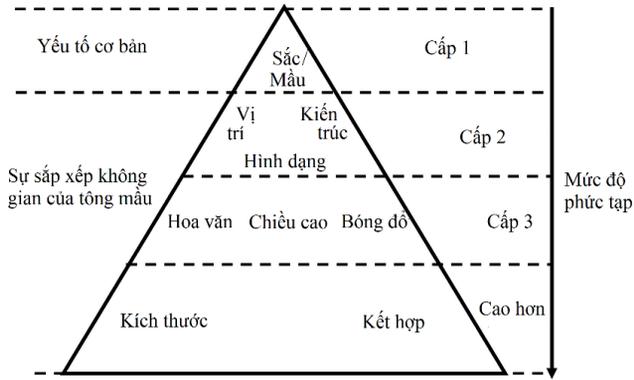
*** Mẫu kiểm chứng**

Các loại lớp phủ mặt đất có thể được nhận diện rõ ràng thông qua giải đoán mắt thường ảnh Google Earth do độ phân giải không gian cao so với ảnh Sentinel-2A. Hình 5 dưới đây trình bày các yếu tố giải đoán mắt thường cho ảnh vệ tinh [56].

Theo nguyên tắc này, dừa nước được lấy mẫu kiểm chứng trên ảnh Google Earth theo các yếu tố cụ thể:

Vị trí: dừa nước thường nằm gần các vùng nước như ao nuôi trồng thủy sản, nơi chứa nước để nuôi các sinh vật nước mặn bao gồm cá, tôm, động vật thân mềm, vv. Cây dừa nước nằm gần ở bờ sông hoặc cửa sông (Hình 6).

Đặng Vũ Khắc



Hình 5. Các yếu tố giải đoán mắt thường



Hình 6. Dừa nước trên (a) ảnh Google Earth, (b) thể giới thực

Cấu trúc và hình dáng: để phân biệt cấu trúc của dừa nước với các loại thực vật khác vì phiến lá của dừa nước thường tạo cấu trúc mịn hơn so với rừng rậm nhưng thô hơn so với ruộng hoa màu. Ngoài ra, lá của chúng tạo thành phiến đơn có hình dạng dài (Hình 7a-c).

Sắc và màu: dừa nước thường có màu xanh đậm trên ảnh tổng hợp màu tự nhiên của Google Earth. Điều này giúp phân biệt dừa nước với các thực vật khác như rừng rậm, hoa màu (Hình 7a-c).

Kết hợp: là dấu hiệu gián tiếp cho phép nhận biết sự có mặt của đối tượng mà không thể nhận thức trực tiếp được. Tuy nhiên, sự hiện diện của chúng có thể được xác định thông qua các dấu vết còn sót lại trên mặt đất. Ví dụ, trong rừng dừa nước, thường có nhiều dòng nước nhỏ chảy nước, không tồn tại trong rừng trên cạn hoặc ruộng trồng trọt (Hình 7a).



Hình 7. Sự khác biệt của một số kiểu thảm thực vật trên ảnh Google Earth: (a) Dừa nước, (b) Rừng rậm, (c) Hoa màu

Bộ dữ liệu kiểm chứng bao gồm 10 mẫu với trung bình 200 pixel/mẫu cho mỗi loại lớp phủ.

*** Đánh giá độ chính xác qua mẫu kiểm chứng**

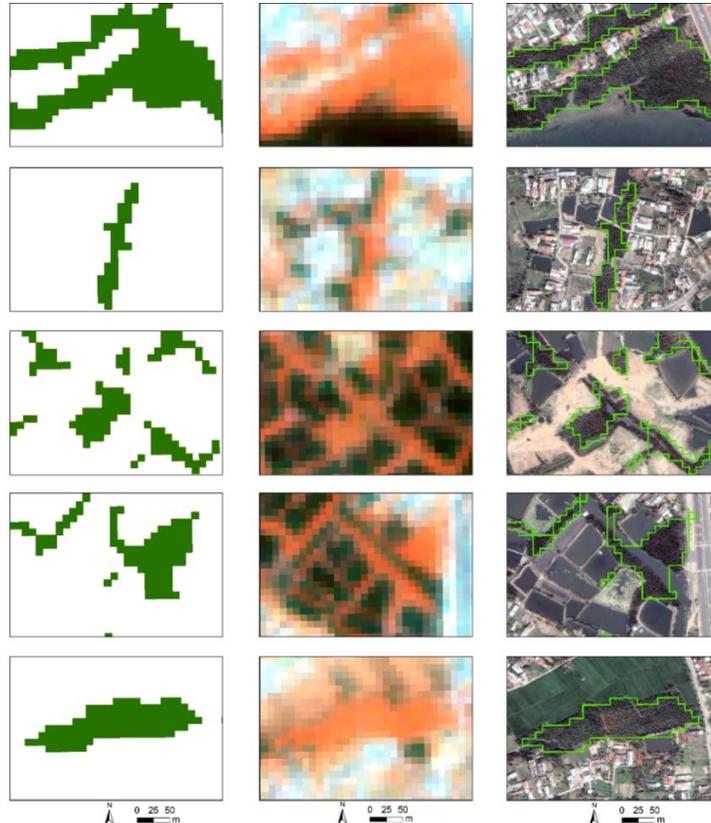
Độ chính xác của phân loại được xem xét thông qua ma trận sai lầm [70] và hệ số Kappa [57]. Cụ thể, các loại lớp phủ mặt đất thu được từ phân loại SVMs được so sánh với các mẫu kiểm chứng, xác định bằng cách giải mã thường trên vệ tinh có độ phân giải không gian cao của ảnh Google Earth chụp trong cùng khoảng thời gian (15/07/2019). Một số chỉ số được thể hiện từ ma trận sai lầm: độ chính xác người dùng, độ chính xác của nhà sản xuất được trình bày trong Bảng 4. Các thông số thống kê cho thấy độ chính xác tổng thể đạt 88,67% và hệ số Kappa đạt 0,84 là mức cao phù hợp theo Wilhelm Kirch (2008) [58].

Bảng 4. Độ chính xác phân loại của SVMs

Lớp phủ mặt đất	Của nhà sản xuất	Của người sử dụng
Dừa nước	89,01%	92,91%
Khác	90,00%	89,66%

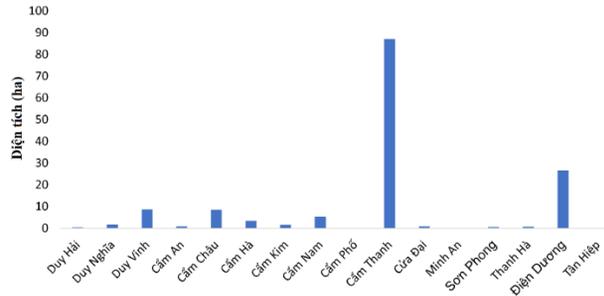
*** So sánh với ảnh độ phân giải không gian cao**

Để xác thực phân loại SVMs thu được, đường bao của dừa nước được tách ra từ hình ảnh Sentinel-2A (07/02/2019) đã được chồng lên ảnh Google Earth (15/07/2019). Năm khung ngẫu nhiên được phóng to trong Hình 8 cho thấy sự trùng khớp về mặt hình học và về chuyên đề giữa hai bộ dữ liệu trong ngữ cảnh kiểm chứng.



Hình 8. So sánh độ che phủ của cây dừa nước: (I) Cây dừa nước tách từ Sentinel-2A. (II) Tổ hợp màu tự nhiên của ảnh Sentinel-2A. (III) Đường bao của dừa nước được trích xuất phủ trên ảnh Google Earth. Vị trí của các khung, tham khảo Hình 10

(TP. Hội An), xã Duy Vinh (huyện Duy Xuyên), xã Điện Dương (huyện Điện Bàn), và diện tích của chúng trên từng xã được minh họa trong Hình 11. Số liệu thống kê cho thấy dừa nước chiếm diện tích lớn nhất tương ứng 87,2 ha ở phường Cẩm Thành, tương ứng với 59,3% tổng diện tích. Đây là khu vực nằm sát với cửa Đại, nơi có môi trường thuận lợi cho cây dừa nước sinh trưởng.



Hình 11. Phân bố dừa nước trên lãnh thổ khu vực nghiên cứu

* Thảo luận

Các chỉ số quang phổ được sử dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng viễn thám vì nó cho phép tạo ra các kênh ảnh dẫn xuất mà trong đó giá trị chỉ số của 1 số loại lớp phủ quan tâm được làm nổi trội và chiếm ưu thế hơn các loại lớp phủ khác. Cũng như thực vật ngập mặn khác, dừa nước bị ngập theo chu kỳ do môi trường sinh trưởng trên bãi triều nên tạo ra các đặc điểm quang phổ khác so với thực vật trên cạn; cụ thể như sự hấp thụ mạnh năng lượng trong các dải sóng xanh lam và hồng ngoại [62]. Vì vậy, các dải sóng này được sử dụng để tính toán kênh chỉ số và sự kết hợp với các kênh gốc để phân loại thì lớp phủ dừa nước trở nên tách biệt với các lớp phủ khác do sự chênh lệch về giá trị trong các kênh chỉ số liên quan tới thực vật ngập mặn.

Một số cụm dừa nước không được thể hiện trên bản đồ kết quả hoặc diện phủ của chúng nhỏ hơn so với các đặc điểm tương ứng được đưa ra từ giải đoán mắt thường của ảnh Google Earth. Các giải thích được chấp nhận rằng một mặt, độ phân giải không gian của ảnh Sentinel-2A không đủ tốt như ảnh Google Earth để phát hiện các thực thể; mặt khác, sau khi phân loại, bộ lọc Convolution đã thu hẹp kích thước của các thực thể hoặc đôi khi bộ lọc này đã loại bỏ hoàn toàn các pixel đơn lẻ khỏi ảnh được phân loại nếu chúng quá đơn lẻ. Trên thực tế, trong năm 2019, rừng dừa nước đã bị dịch bệnh và lá của chúng trở nên úa vàng. Vì vậy, thuật toán phân loại ảnh SVMs không thể phân biệt được các mảng rừng dừa nước này trong khi giải đoán mắt thường vẫn nhận ra sự tồn tại của dừa nước và loài thực vật này đã phục hồi sau đó vài năm.

3. Kết luận

Nghiên cứu này đã cho thấy việc kết hợp các kênh ảnh gốc và kênh chỉ số phổ tạo thuận lợi tách dừa nước khỏi các loại lớp phủ mặt đất khác sau khi thực hiện phân tích thành phần chính để loại bỏ nhiễu trong bộ dữ liệu. Thuật toán Sen2Res một mặt giúp nâng cao độ phân giải không gian của các kênh ảnh Sentinel-2 nhằm bổ sung thông tin không gian và mặt khác cho phép khai thác tối đa các kênh đa phổ để tăng cường độ phân giải phổ trong việc phân tách các lớp phủ mặt đất bằng phân loại hướng đối tượng với thuật toán SVMs. Cách tiếp cận này cho phép tạo thuận lợi cho việc tách dừa nước từ

các loại lớp phủ mặt đất khác và từ đó lập bản đồ phân bố không gian của rừng dừa nước tại Khu dự trữ sinh quyển thế giới Cù Lao Chàm - Hội An với tổng diện tích ước tính khoảng 147 ha vào năm 2019. Việc kiểm chứng bằng giải đoán mất thường bằng ảnh Google Earth được chụp trong cùng thời gian cung cấp độ chính xác tổng thể là 88,67% và hệ số Kappa là 0,84. Mặc dù, việc cải thiện độ phân giải không gian cho dải sóng ngắn lên đến 10 m đã được áp dụng để phân biệt các thực thể chính xác hơn, nhưng độ phân giải đó còn chưa đủ tốt và làm cho một số mảng rừng dừa nước nhỏ không được nhận dạng trên ảnh Sentinel-2A. Tuy nhiên, kết quả thu được vẫn có thể giúp chính quyền địa phương đề xuất các giải pháp, chính sách phù hợp trong việc bảo tồn tài nguyên thiên nhiên và phát triển kinh tế - xã hội một cách hài hòa hơn ở khu vực ven biển này. Mặt khác, sự phân bố của rừng dừa nước thể hiện tình trạng của nó tại một thời điểm chụp ảnh vào năm 2019. Có thể áp dụng quy trình tương tự cho các ảnh vệ tinh được chụp trước đây để phát hiện sự thay thế của rừng dừa nước bằng các lớp phủ khác như ao nuôi trồng thủy sản hoặc khu dân cư. Như vậy, việc xác định sự phân bố không gian của rừng dừa nước trong nghiên cứu này là tiền đề xác định sự thay đổi của nó trong một giai đoạn cụ thể, qua đó góp phần dự đoán sản lượng hải sản trong tương lai vì môi trường sống này cung cấp nơi ương giống cho nhiều loài sinh vật biển.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Le Xuan Tuan, Phan Nguyen Hong và Truong Quang Hoc, 2008. Environmental problems and recovery mangrove forest in Vietnam. *Vietnam Intergration and Development*, Hanoi National University, Hanoi, p. 678-692.
- [2] Alberto R., et al., 2017. Extraction of inland *Nypa fruticans* (Nipa Palm) using Support Vector Machine. *Fifth International Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment SPIE*, Paphos, Cyprus, 1044406.
- [3] Piekkoontod Tantus, et al., 2020. Assessments of Nipa Forest Using Landsat Imagery Enhanced with Unmanned Aerial Vehicle Photography. *Applied Environmental Research*, 42(3), pp. 49-59.
- [4] Ebong Mbuotidem Sampson, et al., 2019. Assessing The Presence of Nipa Palm in Qua Iboe River Estuary and Cross River Estuary: A Brackish Water Environment of Akwa Ibom State, South Nigeria. *Euro Afro studies international Journal*, 1(2), pp. 56-69.
- [5] Nobuyuki Kobayashi, et al., 2020. Crop classification using spectral indices derived from Sentinel-2A imagery. *Journal of Information and Telecommunication*, 4(1), pp. 67-90.
- [6] Igoniye Williams, Okujagu Charity, Ayirite Abraham, 2015. Synthesis and Characterisation of Nipa Palm Extract as a Potential Emitting Material for Organic Light Emitting Diode. *Journal of Natural Sciences Research*, 5(13), pp. 152-157.
- [7] Santillan J. R., Makinano-Santillan M., 2018. Analysis of in-situ spectral reflectance of sago and other palms: implications for their detection in optical satellite images. *Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing*, ISPRS, Beijing, China, pp. 185-191.

- [8] Yu Qian, et al., 2006. Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72(7), pp. 799-811.
- [9] Xu Yongyang, et al., 2018. Building Extraction in Very High Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep Learning and Guided Filters. *Remote Sensing*, 10(1), pp. 144.
- [10] Lillesand Thomas, Kiefer Ralph W., Chipman Jonathan, 2015. *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley and Sons, Washington DC, 736.
- [11] Singh Harpinder, et al., 2021. Object-Based Classification of Sentinel-2 Data Using Free and Open-Source Machine Learning and GIS Tools. *Soft Computing for Problem Solving*, Springer Singapore, Singapore, pp. 771-780.
- [12] Ruiz Luis Fernando Chimelo, et al., 2021. Object-based classification of vegetation species in a subtropical wetland using Sentinel-1 and Sentinel-2A images. *Science of Remote Sensing*, 3, 100017.
- [13] Phiri Darius, et al., 2020. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review, *Remote Sensing*, 12(14), 2291.
- [14] Kapilaratne Jeewantini, Kakuta S. và Kaneta Shin-Ichi, 2022. Enhanced super resolution for remote sensing imageries. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-3, pp. 53-60.
- [15] Nguyễn Trọng Cường, Nguyễn Hải Hoà và Trần Quang Bảo, 2019. 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, tr. 57-66.
- [16] Nguyễn Trọng Cường, et al., 2021. Tổng quan sử dụng tư liệu ảnh viễn thám để lập bản đồ rừng ngập mặn. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, 3, tr. 65-76.
- [17] Nguyen Minh Huan, 2004. *Study on building three-dimensional numerical models for shallow coastal waters*. Faculty of Geography, Natural Sciences University, Hanoi.
- [18] ESA, 2021. *MultiSpectral Instrument (MSI) Overview*, European Space Agency, truy cập ngày 15 January-2021, tại trang web <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi/msi-instrument>.
- [19] Malarvizhi K., Kumar S. Vasantha, Porchelvan P., 2016. Use of High Resolution Google Earth Satellite Imagery in Landuse Map Preparation for Urban Related Applications. *Procedia Technology*, 24, pp. 1835-1842.
- [20] Alqurashi Abdullah và Kumar Lalit, 2014. Land Use and Land Cover Change Detection in the Saudi Arabian Desert Cities of Makkah and Al-Taif Using Satellite Data. *Advances in Remote Sensing*, 3(3), pp. 106-119.
- [21] Mathur A. và Foody G. M., 2004. Land cover classification by support vector machine: towards efficient training, IGARSS 2004. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, IEEE, Anchorage, AK, USA, pp. 742-744.
- [22] Lynch Philip, Blesius Leonhard, Hines Ellen, 2020. Classification of Urban Area Using Multispectral Indices for Urban Planning. *Remote Sensing*, 12(15), pp. 2503.
- [23] Rasul Azad, et al., 2018. Applying Built-Up and Bare-Soil Indices from Landsat 8 to Cities in Dry Climates. *Land*, 7(3), pp. 81.
- [24] Osgouei Paria Ettehadi, et al., 2019. Separating Built-Up Areas from Bare Land in Mediterranean Cities Using Sentinel-2A Imagery. *Remote Sensing*, 11(3), pp. 345.

- [25] Mukherjee A., Kumar A. A., Ramachandran P., 2021. Development of New Index-Based Methodology for Extraction of Built-Up Area From Landsat7 Imagery: Comparison of Performance With SVM, ANN, and Existing Indices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(2), pp. 1592-1603.
- [26] Guo Mingqiang, et al., 2021. ME-Net: A Deep Convolutional Neural Network for Extracting Mangrove Using Sentinel-2A Data. *Remote Sensing*, 13(7), 1292.
- [27] Franklin Janet, et al., 2003. "Rationale and Conceptual Framework for Classification Approaches to Assess Forest Resources and Properties", in Wulder, Michael A. và Franklin, Steven E. *Remote Sensing of Forest Environments: Concepts and Case Studies*, Springer US, Boston, MA, pp. 279-300.
- [28] Singh Ashbindu, 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, 10(6), pp. 989-1003.
- [29] Demetriades-Shah Tanvir H., Steven Michael D. và Clark Jeremy A., 1990. High resolution derivative spectra in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 33(1), pp. 55-64.
- [30] Balázs Boglárka, et al., 2018. Extracting water-related features using reflectance data and principal component analysis of Landsat images. *Hydrological Sciences Journal*, 63(2), pp. 269-284.
- [31] ESA, 2021. *Sen2Res*, European Space Agency, truy cập ngày 15 January-2021, tại trang web <https://step.esa.int/main/snap-supported-plugins/sen2res/>.
- [32] Rouse John Wilson, et al., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium*, NASA Spec. Publ., Texas, USA, pp. 309-317.
- [33] Xu Hanqiu, 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 27(14), pp. 3025-3033.
- [34] Bunting Peter và Lucas Richard, 2006. The delineation of tree crowns in Australian mixed species forests using hyperspectral Compact Airborne Spectrographic Imager (CASI) data, *Remote Sensing of Environment*, 101(2), pp. 230-248.
- [35] Zhao Chuanpeng và Qin Cheng-Zhi, 2021. The Key Reason of False Positive Misclassification for Accurate Large-Area Mangrove Classifications. *Remote Sensing*. 13(15), pp. 2909.
- [36] Wang Dezhi, et al., 2018. Evaluating the Performance of Sentinel-2, Landsat 8 and Pléiades-1 in Mapping Mangrove Extent and Species. *Remote Sensing*, 10(9), pp. 1468.
- [37] Baloloy Alvin, et al., 2020. Development and application of a new mangrove vegetation index (MVI) for rapid and accurate mangrove mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166(3), pp. 95-117.
- [38] Nguyen Can Trong, et al., 2021. A Modified Bare Soil Index to Identify Bare Land Features during Agricultural Fallow-Period in Southeast Asia Using Landsat 8. *Land*, 10(3), pp. 231.
- [39] Eklundh L., Singh A., 1993. A comparative analysis of standardised and unstandardised Principal Components Analysis in remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 14(7), pp. 1359-1370.
- [40] Munyati Christopher, 2004. Use of Principal Component Analysis (PCA) of Remote Sensing Images in Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia. *Geocarto International*. 19(3), pp. 11-22.
- [41] Deng J. S., et al., 2008. PCA-based land-use change detection and analysis using multitemporal and multisensor satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 29(16), pp. 4823-4838.

- [42] Yousefi Saleh, et al., 2022. Image Classification and Land Cover Mapping Using Sentinel-2 Imagery: Optimization of SVM Parameters. *Land*, 11(7), 993.
- [43] Hermes L., et al., 1999. Support vector machines for land usage classification in Landsat TM imagery. *IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'99 (Cat. No.99CH36293)*, IEEE, Hamburg, Germany, pp. 348-350.
- [44] Huang C., Davis L. S., Townshend J. R. G., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4), pp. 725-749.
- [45] Taati Abbas, et al., 2014. Land Use Classification using Support Vector Machine and Maximum Likelihood Algorithms by Landsat 5 TM Images. *Walailak Journal of Science and Technology (WJST)*, 12(8), pp. 681-687.
- [46] Colas Fabrice, Brazdil Pavel, 2006. Comparison of SVM and Some Older Classification Algorithms in Text Classification Tasks, Springer US, Boston, MA, pp. 169-178.
- [47] Medina José Antonio Valero, Atehortúa Beatriz Elena Alzate, 2019. Comparison of maximum likelihood, support vector machines, and random forest techniques in satellite images classification. *Tecnura*, 23(59), pp. 13-26.
- [48] Mountrakis Giorgos, Im Jungho và Ogole Caesar, 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), pp. 247-259.
- [49] Shao Yang và Lunetta Ross S., 2012. Comparison of support vector machine, neural network, and CART algorithms for the land-cover classification using limited training data points. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 70, pp. 78-87.
- [50] Paneque-Gálvez Jaime, et al., 2013. Enhanced land use/cover classification of heterogeneous tropical landscapes using support vector machines and textural homogeneity. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23(1), pp. 372-383.
- [51] Nemmour Hassiba, Chibani Youcef, 2006. Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 61(2), pp. 125-133.
- [52] Yongzhu Xiong, Zhengdong Zhang, Feng Chen, 2010. Comparison of artificial neural network and support vector machine methods for urban land use/cover classifications from remote sensing images A Case Study of Guangzhou, South China. *2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCA SM 2010)*, IEEE, Taiyuan, V13-52-V13-56.
- [53] Lu D., Weng Q., 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), pp. 823-870.
- [54] Labib S. M., Harris Angela, 2018. The potentials of Sentinel-2 and LandSat-8 data in green infrastructure extraction, using object based image analysis (OBIA) method. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), pp. 231-240.
- [55] Dorais Alexis, Cardille Jeffrey, 2011. Strategies for Incorporating High-Resolution Google Earth Databases to Guide and Validate Classifications: Understanding Deforestation in Borneo. *Remote Sensing*, 3(6), pp. 1157-1176.
- [56] Tiwari K N và Chatterjee C, 2012. *Remote Sensing and GIS Application*, Anand Agricultural University, Gujarat, India, truy cập ngày 15 January-2021, tại trang web <http://ecoursesonline.iasri.res.in/course/view.php?id=53>.
- [57] Cohen Jacob, 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), pp. 37-46.
- [58] Kirch Wilhelm, 2008. *Encyclopedia of Public Health*, Vol. 1, Springer, Dordrecht, 1601.

- [59] Lv ZhiYong, Zhang Xubing, Benediktsson Jón Atli, 2017. Developing a general post-classification framework for land-cover mapping improvement using high-spatial-resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing Letters*, 8(7), pp. 607-616.
- [60] Su Tung-Ching, 2016. A filter-based post-processing technique for improving homogeneity of pixel-wise classification data. *European Journal of Remote Sensing*, 49(1), pp. 531-552.
- [61] Tu Zhigang, et al., 2014. A combined post-filtering method to improve accuracy of variational optical flow estimation. *Pattern Recognition*, 47(5), pp. 1926-1940.
- [62] Fei Song Xue, Shan Cui Hai và Hua Guo Zhi, 2011. Remote Sensing of Mangrove Wetlands Identification. *Procedia Environmental Sciences*, 10(Part C), pp. 2287-2293.

ABSTRACT

Detection of mangrove palm coverage at Cu Lao Cham-Hoi An Biospherer reserve using Sentinel-2A data

Dang Vu Khac

Geography Faculty, Hanoi National University of Education

The mangrove palm grows at the Thu Bon river's mouth. Mangrove palm has contributed to the conservation of natural ecosystems, and the biological diversity of Cu Lao Cham – Hoi An Biosphere Reserve, as well as the socio-economic development of Hoi An city. However, in recent year, its coverage has been gradually reduced due to human socio-economic activities. This study has used not only the raw bands of the Sentinel-2A image but also some spectral indices have been calculated via the band ratio for classifying land covers. The principal component analysis (PCA) was applied to these all bands to eliminate redundant and noise contributions in data. Mangrove palm was separated from other land cover categories with an object-based image classification approach using Support Vector Machines (SVMs) algorithm because of its high efficiency, performance, and flexibility. The obtained map indicates that mangrove palm principally distributes on the left bank of Thu Bon River with a total area of 147 ha by 2019. The validation, was realized by comparing the classification results with random samples through the visual interpretation of Google Earth high resolution image. The error assessment shows that the overall accuracy is about 88.67% and the Kappa coefficient reaches 0.84. Although there are some differences related to the spatial resolution of Sentinel-2 images, such obtained results may support authorities in decision-making by providing maps able to suggest necessary responses for the conservation of mangrove palms this coastal area.

Keywords: mangrove palm, Sentinel-2, spectral indices, object-based classification, SVMs.