

KẾT HỢP ẢNH VỆ TINH SENTIHEL-2 VÀ GOOGLE EARTH ENGINE ĐỂ XÁC ĐỊNH DIỆN TÍCH RỪNG CHUYỂN ĐỔI SANG ĐẤT NÔNG NGHIỆP GIAI ĐOẠN 2016-2021: TRƯỜNG HỢP NGHIÊN CỨU TẠI HUYỆN ĐẮK GLONG, TỈNH ĐẮK NÔNG

Trần Quang Bảo¹, Nguyễn Trọng Cường², Lê Sỹ Doanh², Lê Nguyên Khang²,
Phạm Văn Duẩn², Nguyễn Văn Thị², Đinh Văn Tuyền¹, Lê Đức Nhật Minh³

¹Tổng cục Lâm nghiệp

²Trường Đại học Lâm nghiệp

³Chi cục Kiểm lâm tỉnh Hà Tĩnh

<https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.2023.2.054-064>

TÓM TẮT

Nghiên cứu sử dụng nền tảng Google Earth Engine (GEE) kết hợp với ảnh vệ tinh Sentinel-2, để đánh giá mất rừng do chuyển sang sản xuất nông nghiệp giai đoạn 2016-2021 trên địa bàn huyện Đắk Glong, tỉnh Đắk Nông, Việt Nam. Toàn bộ 21 cảnh ảnh Sentinel-2 có tỉ lệ mây <20% đã được sử dụng. Bằng việc sử dụng chỉ số thực vật NDVI để xác định ngưỡng của các lớp phủ rừng, đất canh tác nông nghiệp, khu vực dân cư và mặt nước. Kết quả đã phân loại các đối tượng lớp phủ thành 4 trạng thái gồm: rừng, nông nghiệp, dân cư và mặt nước ở cả hai thời điểm 2011 và 2016. Bản đồ phân loại các lớp phủ đã được kiểm chứng bằng phương pháp định tính thông qua ảnh Google Earth (GE) kết hợp dữ liệu điều tra thực địa và phương pháp kiểm chứng bằng thống kê với có độ chính xác tổng thể 89,6, Kappa: 0,81. Bài báo cũng khẳng định hiệu quả của phương pháp sử dụng chỉ số NDVI để phân loại tự động các trạng thái lớp phủ bằng công nghệ GEE cho phép rút ngắn quá trình xử lý ảnh và kiểm chứng kết quả sau phân loại đồng thời cho kết quả phân loại nhanh chóng và khách quan. Kết quả cho thấy, giai đoạn 2016-2021 khu vực nghiên cứu có khoảng 14.827,58 ha rừng đã bị chuyển đổi sang đất sản xuất nông nghiệp..

Từ khóa: canh tác nông nghiệp, Google Earth Engine, mất rừng, NDVI, Sentinel-2.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Rừng đóng vai trò quan trọng trong điều hòa khí hậu, lưu trữ carbon, đa dạng sinh học, ổn định địa hình và giữ nước, cũng như trong nền kinh tế của nhiều quốc gia [1]. Khả năng giảm thiểu tác động của biến đổi khí hậu thông qua tăng cường hấp thụ carbon của rừng cũng đã được xác định [2]. Rừng cũng duy trì các chức năng quan trọng đối với nhiều quá trình sinh học thông qua các chu trình tuần hoàn vật chất cung cấp nhiều dịch vụ hệ sinh thái và bảo vệ đa dạng sinh học [3].

Hiện nay, nạn phá rừng đang diễn ra ở nhiều nơi trên thế giới [1]. Mất rừng gây ra nhiều hệ lụy như tình trạng biến đổi khí hậu, hiệu ứng nhà kính làm trái đất ấm dần lên, hạn hán, nước biển dâng cao, ô nhiễm môi trường, đói kém... Trước đây, việc theo dõi mất rừng có thể được thực hiện thông qua các nghiên cứu thực địa. Ngày nay, việc giám sát rừng trên quy mô lớn đòi hỏi cách tiếp cận mới, dựa trên công nghệ địa không gian. Viễn thám là một công cụ thiết yếu để thành lập bản đồ sử dụng đất trên các khu vực rộng lớn và các hệ sinh thái khác nhau [4]. Với tiến bộ trong việc ứng dụng viễn thám, ngày càng có nhiều chỉ số thực vật hoặc chỉ số lấy từ

vệ tinh với các đặc điểm khác nhau được áp dụng để giám sát hoặc đánh giá các lớp phủ [5]. Có nhiều phương pháp phân loại tiên tiến như Maximum Likelihood (ML), Support Vector Machine (SVM) và Random Forest (RF) đã được sử dụng khá phổ biến để phân loại các lớp phủ [6, 7]. Tuy nhiên, do hệ sinh thái rừng trên cạn thường không đồng nhất [8], do đó đòi hỏi cần có cơ sở dữ liệu điều tra mặt đất lớn [9]. Mặc dù các chỉ số lấy từ ảnh vệ tinh đã được áp dụng rộng rãi trong việc đo lường hoặc đánh giá bản chất của hệ sinh thái, nhưng việc nghiên cứu chi tiết hơn về các hệ sinh thái vẫn cần được cải thiện [5]. Từ chỉ số thực vật đầu tiên được đề xuất vào năm 1969, hiện đã có hơn 100 chỉ số thực vật được phát triển [10]. Trong số tất cả các chỉ số này, Chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (NDVI) là chỉ số được sử dụng rộng rãi nhất [10]. NDVI cũng đã được chứng minh là có liên quan chặt chẽ đến độ che phủ của thảm thực vật và đáng tin cậy để theo dõi động thái phát triển của bề mặt lớp phủ, và đã được áp dụng rộng rãi cho các nghiên cứu về sự thay đổi của thảm thực vật trên toàn cầu, quy mô quốc gia và khu vực [5, 11].

Trong các dữ liệu viễn thám được sử dụng

rộng rãi ngày nay, Ảnh vệ tinh Sentinel-2 được sử dụng rộng rãi để giám sát đất đai và xác định các lớp phủ thực vật như các loài cây [6], phát hiện các vùng nước [12], lập bản đồ các khu vực xây dựng [13]... Ngoài độ phân giải không gian cao, nó bao gồm 13 dải phổ từ hồng ngoại sóng ngắn đến xanh lam đã được chứng minh là hữu ích cho các khu vực cảnh quan không đồng nhất và bị phân mảnh [14, 15]. Ảnh Sentinel 2 có thể lập bản đồ chính xác về phạm vi rừng và phân biệt cơ bản các quần xã loài cây [16]. Trước đây, việc xử lý dữ liệu chủ yếu được thực hiện thông qua các phần mềm chuyên sâu về viễn thám. Tuy nhiên, với khối lượng dữ liệu viễn thám lớn đang được cung cấp như hiện nay, việc lựa chọn, truy xuất, quản lý và phân tích một lượng lớn ảnh viễn thám đặt ra những thách thức lớn. Hiện nay, công nghệ Google Earth Engine (GEE) đã cung cấp một nền tảng xử lý và truy xuất dựa trên không gian địa lý, công nghệ điện toán đám mây và có thể mở rộng cho nhiều lĩnh vực khác, trong đó nổi bật là theo dõi lớp phủ thực vật trên quy mô lớn [17]. GEE chứa một kho lưu trữ dữ liệu Sentinel 2 đã được xử lý và cập nhật liên tục đã cho phép phát triển công cụ xử lý hiệu quả dữ liệu trên quy mô toàn cầu [18, 19].

Khu vực Tây Nguyên bao gồm hầu hết các khu rừng còn lại có giá trị đa dạng sinh học cao ở Việt Nam [20]. Tuy nhiên, những năm gần đây diện tích rừng khu vực Tây Nguyên đã bị suy giảm nghiêm trọng. Theo thống kê, giai đoạn từ năm 2010 đến 2020, khu vực Tây Nguyên đã mất đi hơn 300.000 ha rừng [21, 22]. Một trong những khu vực có tốc độ mất rừng

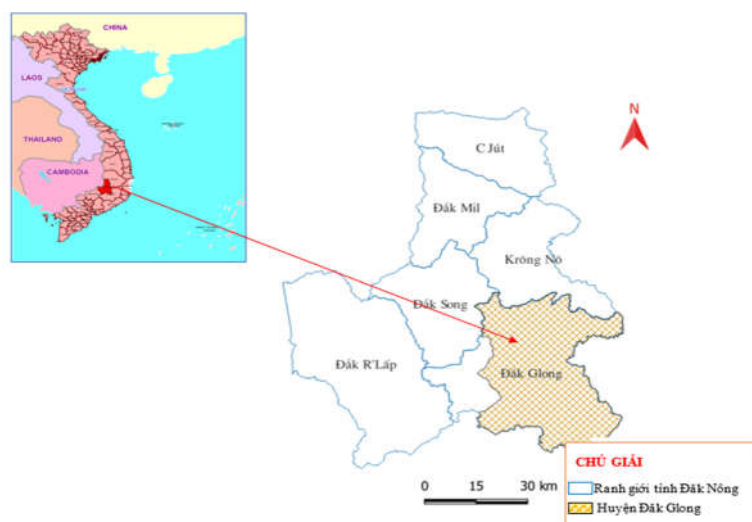
nhất khu vực Tây nguyên là huyện Đắk Glong thuộc tỉnh Đắk Nông. Theo ước tính, giai đoạn 2010 đến 2020, Đắk Glong mất đi hơn 31.000 ha rừng. Phá rừng để chuyển đổi sang trồng các loài cây nông nghiệp, cây công nghiệp lâu năm là nguyên nhân chính dẫn đến mất rừng ở khu vực này [23]. Tình trạng phá rừng đặt ra rất nhiều thách thức cho công tác bảo vệ, phát triển rừng của các địa phương. Đặc biệt là giám sát được diễn biến tài nguyên rừng đã mất, bị suy thoái do thay đổi mục đích sử dụng. Mặc dù, hàng năm các hoạt động cập nhật diễn biến rừng của cơ quan chức năng đã được thực hiện, tuy nhiên các hoạt động này phụ thuộc rất nhiều các yếu tố về kỹ thuật, nhân lực và tài chính.

Trong nghiên cứu này, bằng việc ứng dụng công nghệ điện toán đám mây Google Earth Engine, các tư liệu vệ tinh Sentinel-2 được sử dụng để theo dõi diện tích các khu vực rừng chuyển sang trồng cây công nghiệp, cây nông nghiệp khu vực Đắk Glong, tỉnh Đắk Nông, giai đoạn 2016 – 2021. Kết quả nghiên cứu sẽ cung cấp những tư liệu độc lập để giúp chính quyền địa phương có những giải pháp về chính sách phù hợp trong quản lý bền vững tài nguyên rừng.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu được lựa chọn là địa bàn có nhiều biến động rừng và đất lâm nghiệp. Đắk Glong nằm ở phía Đông Nam của tỉnh Đắk Nông, đây là huyện có diện tích rừng lớn và tốc độ mất rừng do chuyển đổi sang canh tác nông nghiệp lớn nhất của tỉnh Đắk Nông. Khu vực nghiên cứu được cụ thể trong Hình 1.



Hình 1. Vị trí khu vực nghiên cứu

2.2. Dữ liệu nghiên cứu

2.2.1 Tư liệu ảnh ảnh vệ tinh Sentinel-2 MSI

Tư liệu Sentinel-2 MSI do Cơ quan Vũ trụ châu Âu cung cấp và mang cảm biến MSI. Cảm biến này ghi lại thông tin bề mặt Trái đất trong 13 dải quang phổ từ vùng nhìn thấy đến vùng hồng ngoại sóng ngắn (SWIR) với các độ phân giải không gian khác nhau trong khoảng từ 10 m đến 60 m. Ảnh Sentinel-2 MSI được truy cập

miễn phí trên nền tảng GEE, dữ liệu Sentinel-2 đã được tiền xử lý mức 1C, các cảnh ảnh có tỉ lệ che phủ mây nhỏ hơn 20%. Có tổng số 07 cảnh ảnh của 3 tháng đầu năm 2016 (01/1/2016-31/3/2016) và 21 cảnh ảnh của 3 tháng đầu năm 2021 (01/1/2021-31/3/2021) đã được sử dụng (Bảng 1). Đây là thời điểm vào giữa mùa khô nên được xem là thuận lợi nhất để thu nhận ảnh.

Bảng 1. Danh sách cảnh ảnh Sentinel-2 MSI được sử dụng trong nghiên cứu

TT	Mã cảnh ảnh	Ngày chụp	Tỉ lệ mây (%)	TT	Mã cảnh ảnh	Ngày chụp	Tỉ lệ mây (%)
1	20160124T032317_T48PYU	24/01/2016	17	15	20210216T032246_T48PZU	16/02/2021	0,0
2	20160304T031525_T48PYU	04/03/2016	0,5	16	20210221T032327_T48PYU	21/02/2021	0,3
3	20160304T031525_T48PZU	04/03/2016	0,1	17	20210221T032327_T48PZU	21/02/2021	3,0
4	20160304T101804_T48PYU	04/03/2016	0,5	18	20210226T032138_T48PYU	26/02/2021	0,8
5	20160304T101804_T48PZU	04/03/2016	0,1	19	20210226T032138_T48PZU	26/02/2021	0,06
6	20160314T032317_T48PYU	14/03/2016	6,8	20	20210303T032113_T48PYU	03/03/2021	13,8
7	20160314T032317_T48PZU	14/03/2016	8,5	21	20210308T031955_T48PYU	08/03/2021	2,4
8	20210107T032316_T48PYU	07/01/2021	15,8	22	20210308T031955_T48PZU	08/03/2021	19,3
9	20210122T031359_T48PYU	22/01/2021	15,8	23	20210313T031920_T48PYU	13/03/2021	0,1
10	20210201T032427_T48PYU	01/02/2021	10,6	24	20210313T031920_T48PZU	13/03/2021	0,2
11	20210201T032427_T48PZU	01/02/2021	7,7	25	20210318T032018_T48PYU	18/03/2021	0,3
12	20210206T032350_T48PYU	06/02/2021	0,8	26	20210318T032018_T48PZU	18/03/2021	0,0
13	20210206T032350_T48PZU	06/02/2021	2,9	27	20210328T032017_T48PYU	28/03/2021	12,9
14	20210216T032246_T48PYU	16/02/2021	0,04	28	20210328T032017_T48PZU	28/03/2021	1,9

2.2.2. Dữ liệu điều tra thực địa và tạo các vùng quan tâm

Sử dụng định vị cầm tay Garmin GPS Map 78s để khoanh vùng và đánh dấu các trạng thái ngoài thực địa tại khu vực nghiên cứu vào tháng 6/2021 và tháng 7/2021. Tiếp theo, chúng tôi tạo các vùng nghiên cứu bằng cách kết hợp giữa dữ liệu khảo sát thực địa với ảnh GE độ phân giải cao. Các vùng nghiên cứu sau đó được chồng ghép lên bản đồ cập nhật diễn biến rừng năm 2020 (định dạng shapefile, tỉ lệ 1:50.000) để đối chiếu lại cho từng loại trạng thái đảm bảo rằng các trạng thái quan tâm được khoanh vẽ một cách chính xác nhất.

Tạo các vùng quan tâm nghiên cứu trên toàn bộ khu vực nghiên cứu phân theo 4 loại trạng thái chính: (1) trạng thái rừng (bao gồm rừng giàu, rừng trung bình, rừng nghèo, các trạng thái rừng trồng cây lấy gỗ, cây đa tác dụng, rừng hỗn giao...); (2) trạng thái đất canh tác nông nghiệp

(bao gồm đất nông nghiệp trồng cây hàng năm, cây lâu năm, bãi cỏ, cây bụi...); (3) các khu vực đất xây dựng (khu dân cư, đất xây dựng, đô thị); (4) trạng thái mặt nước (ao, hồ, sông, suối, đầm lầy...). Có tổng số 74 vùng nghiên cứu với tổng diện tích 2369,7 ha đã được tạo ra (trong đó: 09 khu vực là rừng 1701,9 ha, 10 khu vực đất canh tác nông nghiệp 451,3 ha, 18 khu vực dân cư 175,9 ha và 5 khu vực mặt nước 40,6 ha). Trong toàn bộ 74 vùng quan tâm, chúng tôi sử dụng ngẫu nhiên 52 vùng (70% dung lượng mẫu) để tạo ra dữ liệu huấn luyện và 22 vùng (tương ứng 30% dung lượng) còn lại là dữ liệu kiểm chứng độ chính xác sau khi tính toán kết quả phân loại, quá trình chọn mẫu này được thực hiện hoàn toàn ngẫu nhiên trên Google Earth Engine.

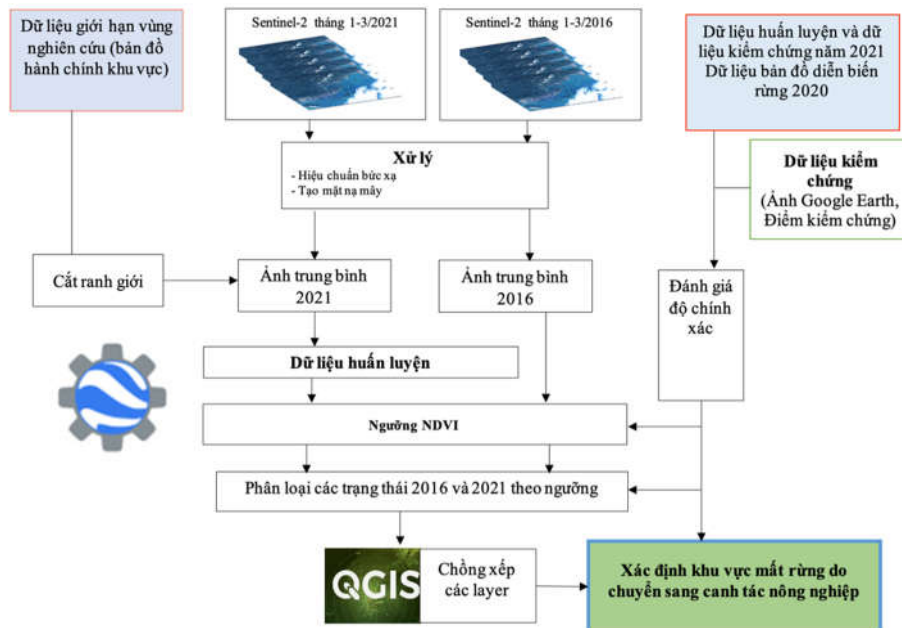
2.3. Xử lý dữ liệu

2.3.1. Xử lý tư liệu ảnh

Quá trình xử lý dữ liệu Sentinel-2 được thực hiện trong GEE. Theo mặc định, GEE thực

hiện lấy lại mẫu theo thuật toán láng giềng gần nhất (Nearest Neighbor - NN) trong quá trình tham chiếu.

Tóm tắt quá trình xử lý ảnh và phân loại được thể hiện trong Hình 2.



Hình 2. Quá trình xử lý ảnh và phân loại lớp phủ

2.3.2. Thành lập ngưỡng phân loại các trạng thái

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng chỉ số thực vật NDVI để tính toán giá trị của 4 lớp trạng thái nghiên cứu. NDVI được tính theo công thức (1):

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)} \quad (1)$$

Trong đó:

NIR, RED lần lượt là giá trị phản xạ ở tầng trên khí quyển của các kênh ảnh: cận hồng ngoại và đỏ. Giá trị NDVI trung bình của các khu vực quan tâm trên toàn bộ 21 cảnh ảnh sẽ được tính toán để tìm ra các ngưỡng tối ưu.

Ngưỡng NDVI được xác định bằng phương pháp ước lượng khoảng tin cậy với các mẫu phân bố chuẩn theo tiêu chuẩn T, toàn bộ quá trình kiểm tra phân bố và tính các ngưỡng phân loại được thực hiện bằng phần mềm Stata 14.0. Các ngưỡng NDVI sau khi được thành lập sẽ là dữ liệu đầu vào để phân loại các trạng thái lớp phủ cho hai thời điểm năm 2016 và 2021.

2.3.3. Đánh giá độ chính xác sau phân loại

Bài báo sử dụng cả hai phương pháp kiểm chứng trực quan và thống kê để đánh giá độ chính xác của bản đồ phân loại [24]. Để đánh giá trực quan, chúng tôi sử dụng các hình ảnh vệ tinh GE độ phân giải cao ở các thời điểm nghiên

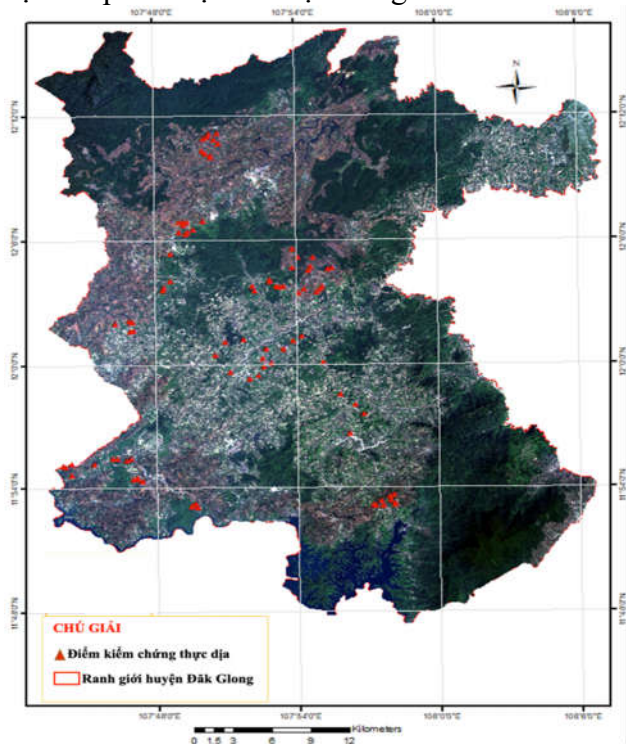
cứu. Kết quả sau phân loại được kiểm chứng thông qua ảnh GE tháng 3/2016 và tháng 1/2021 đồng thời một số khu vực đã có dữ liệu khảo sát thực địa cũng là dữ liệu rất tốt để kiểm chứng kết quả sau phân loại. Về đánh giá độ chính xác thống kê, các ma trận phân loại và ma trận kiểm chứng được xây dựng để lập bảng kiểm tra chéo dữ liệu quan sát với dữ liệu tham chiếu bằng hệ số Kappa [25, 26].

2.3.4. Xác định diện tích rừng đã chuyển sang đất nông nghiệp giai đoạn 2016-2021

Kết quả xác định ngưỡng NDVI cho phép phân loại các trạng thái lớp phủ ở hai thời điểm 2016 và 2021. Để đánh giá mất rừng do chuyển sang đất canh tác nông nghiệp trong 5 năm giai đoạn 2016 -2021, chúng tôi chồng xếp hai cơ sở dữ liệu bản đồ các trạng thái đã được tạo ra để tìm ra các khu vực mất rừng với sự hỗ trợ của phần mềm QGIS3.18 [27].

Đầu tiên, chúng tôi xác định các khu vực mất rừng ở hai thời điểm bằng cách chồng hai lớp rừng năm 2021 lên 2016 và tách các khu vực xuất hiện trên bản đồ 2016 mà không còn xuất hiện vào năm 2021 để tạo ra các khu vực bị mất rừng. Tiếp theo làm tương tự với trạng thái đất nông nghiệp ở hai thời điểm để tạo ra khu vực đất canh tác nông nghiệp tăng lên giữa năm

2021 so với 2016. Bản đồ kết quả phân loại tiếp tục được kiểm chứng độ chính xác thông qua ảnh GE tháng 3/2016 và tháng 1/2021 đồng thời một số khu vực đã có dữ liệu khảo sát thực địa cũng được dùng để kiểm chứng kết quả sau phân loại. Kết quả sau phân loại các khu vực rừng đã chuyển đổi sang đất nông nghiệp năm 2021 tiếp tục được kiểm chứng ngoài thực địa thông qua 93 điểm điều tra ở 06 xã thuộc khu vực nghiên cứu bằng định vị Garmin GPS Map 78s và máy chụp ảnh vào tháng 7/2021, thông tin điểm thực địa bao gồm tọa độ, độ cao và hình ảnh trạng thái hiện tại để đối chứng cho 93 khu vực điển hình. Vị trí các điểm kiểm chứng thực địa sau phân loại thể hiện trong Hình 3.



Hình 3. Vị trí điểm kiểm chứng thực địa ở các xã trên ảnh Sentinel-2

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

3.1. Xác định ngưỡng phân loại các trạng thái lớp phủ

Kết quả tính toán cho thấy, giá trị NDVI của các trạng thái lớp phủ và đất nông nghiệp biến thiên tỉ lệ thuận với nhau, tuy nhiên NDVI quan sát được ở khu vực rừng nói chung cao hơn so với đất nông nghiệp, đặc biệt là thời điểm đầu năm. Giá trị này của các trạng thái rừng giao động trong khoảng từ 0,22-0,74, đất canh tác nông nghiệp từ 0,13-0,59 và khu vực mặt nước giao động trong khoảng nhỏ hơn 0,05. Giá trị NDVI rừng và đất nông nghiệp các tháng mùa

mưa (tháng 4) có xu hướng bằng nhau và cùng tăng lên vào thời gian sau đó, đây là giai đoạn khu vực nhận được lượng mưa đầu mùa và thực vật bắt đầu phát triển tốt. Thậm chí, thời điểm từ tháng 7 đến cuối năm không lựa chọn được tư liệu ảnh phù hợp do tỉ lệ mây trên các ảnh rất lớn. Do đó, lựa chọn chuỗi thời gian và 3 tháng đầu năm có thể cho phép phân loại dễ dàng hơn các thời điểm khác trong năm.

Kết quả tính toán từ dữ liệu được tách từ 70% tổng số mẫu và phân tích thống kê cho các ngưỡng phân loại đối với khu vực nghiên cứu cho thấy, giá trị ngưỡng phân loại bằng chỉ số NDVI đối với các trạng thái mặt nước ($\leq 0,01$), các khu vực dân cư (0,01-0,18), đất canh tác nông nghiệp (0,18-0,44) và các trạng thái rừng ($>0,44$). Kết quả cho thấy, các lớp phủ nước và rừng được dễ dàng xác định bằng cách sử dụng ngưỡng của NDVI, tuy nhiên vẫn còn một số điểm ảnh biệt lập của trảng cỏ, cây bụi trong rừng bị phân loại nhầm thành đất canh tác nông nghiệp, vì chúng có ngưỡng NDVI $\leq 0,44$, hoặc các một số khu vực cây bụi tươi tốt được phân loại là rừng, tuy nhiên các điểm ảnh biệt lập được phát hiện với diện tích rất nhỏ khi sàng lọc (filter) trên toàn bộ khu vực nghiên cứu.

3.2. Đánh giá độ chính xác sau phân loại

Đánh giá độ chính xác sau phân loại khi sử dụng các ngưỡng NDVI cho khu vực nghiên cứu cho thấy: độ chính xác tổng thể đạt 99,8% và hệ số Kappa = 0,99. Ma trận phân loại còn cho thấy, nước và rừng là các đối tượng có độ chính xác sản xuất gần như tuyệt đối (nước 100% và rừng 99,9%). Khu vực dân cư có độ chính xác sản xuất thấp nhất (98,6%) và có một số khu vực nhầm lẫn với đất nông nghiệp. Điều này được lý giải, do các khu vực dân cư thường có lẫn các thực vật khác như hành lang cây cối hoặc sân vườn... Tuy vậy, các khu vực này đã dễ dàng được loại bỏ khi xét trên toàn thể khu vực nghiên cứu thông qua các dữ liệu đầu vào như giao thông, địa hình kết hợp ảnh GE.

Với các kết quả sau phân loại tự động từ các dữ liệu huấn luyện, tiếp tục sử dụng dữ liệu kiểm chứng (từ 30% số mẫu được lấy ngẫu nhiên từ các mẫu đã được tạo) để tính toán thống kê độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa sau phân loại với từng trạng thái. Kết quả đánh giá độ chính xác từ các dữ liệu kiểm chứng với độ chính xác phân loại tổng thể 89,6%, hệ số Kappa

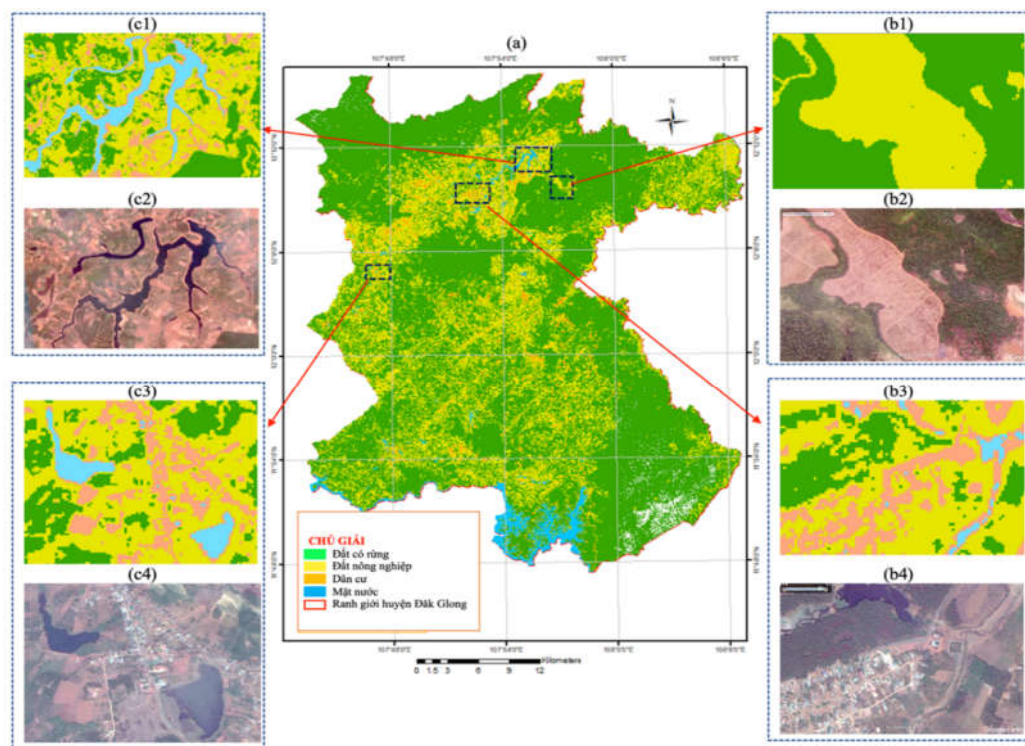
0,81. Kết quả này cho thấy, mặc dù khá khó khăn để phân loại được rõ ràng các loại lớp phủ ở khu vực nghiên cứu, vẫn còn một số lượng lớn các khu vực đất nông nghiệp được phân loại thành khu dân cư và ngược lại (thể hiện ở độ chính xác sản xuất và độ chính xác của người dùng khu vực dân cư chỉ đạt lần lượt 64,2% và 48,3%). Tuy nhiên với độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa cao (0,81) cao cho thấy, kết quả phân loại các trạng thái giữa lý thuyết và thực tế có sự đồng nhất cao và hoàn toàn tin cậy.

3.3. Kết quả phân loại các trạng thái lớp phủ năm giai đoạn 2016-2021

Hình 4 và Hình 5 trình bày bản đồ phân loại các trạng thái lớp phủ khu vực nghiên cứu ở hai thời điểm (đầu năm 2016 và đầu năm 2021).

Hình 4 trình bày kết quả kiểm chứng cho năm 2016 và minh họa bốn khu vực cụ thể đã

được phân loại, trong đó toàn bộ các trạng thái tại khu vực nghiên cứu đã được xác định (Hình 4a) và các khu vực cụ thể được kiểm chứng trực quan giữa các trạng thái với nhau. Có 4 khu vực cụ thể đã được kiểm tra và đối chiếu với ảnh GE thực tế thời điểm tháng 3/2016. Trong đó, các kết quả phân loại giữa rừng và đất nông nghiệp (Hình 4b1), thể hiện thực tế trên ảnh GE (Hình 4b2), phân loại giữa rừng, đất nông nghiệp với đất có xây dựng (Hình 4b3) và kiểm chứng trên ảnh GE (Hình 4b4). Tương tự, kết quả phân loại giữa đất nông nghiệp và mặt nước (Hình 5c1) sau đó là kết quả kiểm chứng trên ảnh độ phân giải cao GE (Hình 4c2). Cuối cùng tại Hình 4c3 là kết quả phân loại cả 3 trạng thái lớp phủ gồm nước, khu dân cư và đất canh tác nông nghiệp đồng thời được kiểm chứng bằng hình ảnh GE (Hình 4c4)



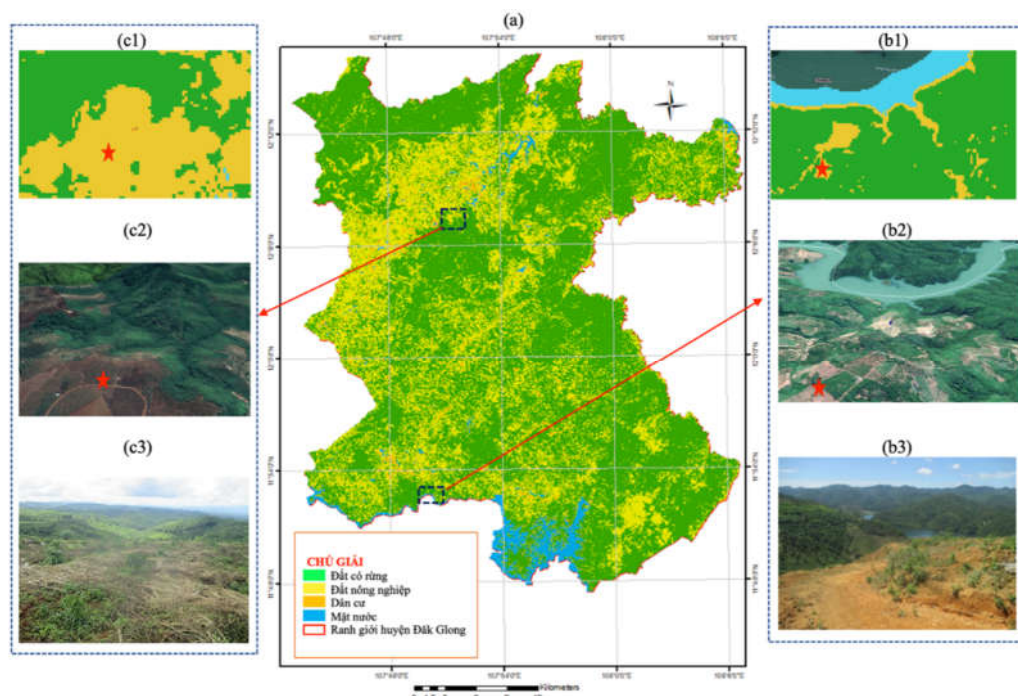
Hình 4. Kết quả phân loại các trạng thái lớp phủ năm 2016 từ NDVI (a) và kết quả phân loại được kiểm chứng thực tế thông qua ảnh GE gồm các trạng thái: rừng và đất canh tác nông nghiệp (b1,b2); rừng và dân cư (b3,b4); nước và đất canh tác nông nghiệp (c1,c2); nước, khu dân cư và đất canh tác nông nghiệp (c3,c4)

Hình 5a thể hiện kết quả phân loại các trạng thái 3 tháng đầu năm 2021 và kết quả kiểm chứng trên hai phương diện là sử dụng ảnh GE độ phân giải cao và dữ liệu ảnh thực của 93 điểm điều tra ngoài thực địa. Ở đây, có hai khu vực đại diện đã được lựa chọn, cụ thể: Hình 5b1-5b3

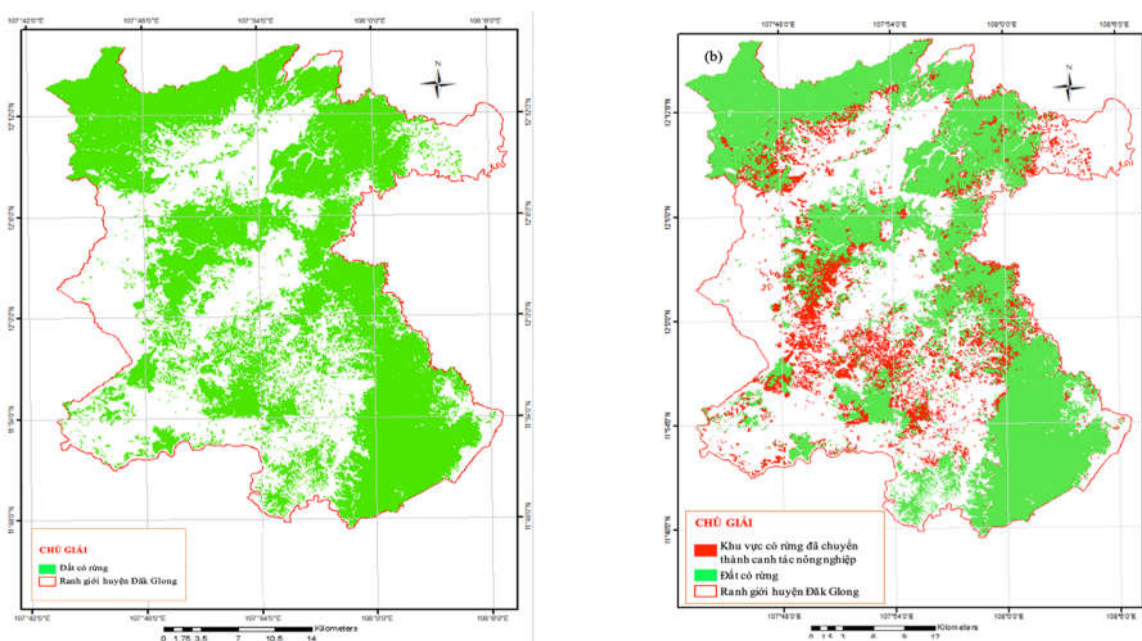
thể hiện một khu vực có sự hiện diện của rừng, đất nông nghiệp và mặt nước tại xã Quảng Khê thuộc khu vực nghiên cứu, các khu vực này đều được phân loại tốt trên bản đồ phân loại (Hình 5b1), kết quả kiểm tra trên ảnh GE hoàn toàn trùng khớp (Hình 5b2) và hình ảnh thực địa tại

khu vực (Hình 5b3). Hình 5c1-5c3 thể hiện một khu vực đất rừng và đất nông nghiệp giao nhau tại xã Quảng Sơn (thuộc vực nghiên cứu) đã được phân loại rõ ràng (Hình 5c1), sau đó được kiểm chứng bằng ảnh độ phân giải cao GE (Hình 5c2) và hình ảnh được chụp ngoài thực địa, có thể thấy các trạng thái lớp phủ đã được

phân loại một cách dễ dàng. Các kết quả phân loại và kiểm chứng thông qua các phương pháp kiểm chứng trực quan bằng mắt và kiểm chứng thông qua ma trận đánh giá độ chính xác ở hai thời điểm cho phép tính toán và phát hiện được các khu vực đất rừng đã chuyển sang canh tác nông nghiệp.



Hình 5. Kết quả phân loại các trạng thái lớp phủ năm 2021 từ NDVI (a) và kết quả phân loại được kiểm chứng thông qua ảnh GE kết hợp với điều tra thực địa gồm các trạng thái: rừng, đất canh tác nông nghiệp và mặt nước (b1-b3), rừng và đất canh tác nông nghiệp (c1-c3)



Hình 6. Kết quả xác định các khu vực có rừng năm 2016 và các khu vực rừng đã chuyển sang canh tác nông nghiệp, trong đó: hình (a) là toàn bộ diện tích rừng năm 2016 của khu vực và hình (b) là một phần đã chuyển sang canh tác nông nghiệp

Kết quả chồng ghép hai kết quả phân loại ở hai thời điểm khác nhau và kiểm chứng tại 93 điểm được phát hiện mất rừng đều cho kết quả chính xác cao. Số liệu thống kê diện tích các lô rừng sau khi đã loại bỏ các vùng nhỏ hơn 0,01 ha (nhỏ hơn diện tích 1 pixel ảnh Sentinel-2) cho thấy có 11.677 vùng với diện tích 14.827,58 ha rừng đã bị sử dụng làm đất canh tác nông nghiệp kể từ năm 2016 đến 2021 (Hình 6).

Dễ dàng nhận thấy sự khác biệt giữa hai thời điểm (năm 2016 và 2021), Hình 6a thể hiện khu vực có rừng năm 2016, và phần diện tích đã chuyển thành đất canh tác nông nghiệp, chúng đã bao phủ một diện tích rừng khá lớn (Hình 6b). Số liệu tính toán cũng cho thấy, trong vòng 6 năm từ 2016-2021 trung bình mỗi năm có xấp xỉ 2.470 ha rừng đã bị chuyển đổi sang canh tác nông nghiệp.

4. THẢO LUẬN

Để xác định chuyển đổi lớp phủ giữa rừng và đất nông nghiệp ở nhiệt đới là một công việc rất khó khăn và nhiều thách thức. Trong nghiên cứu này, chỉ số NDVI trung bình của toàn bộ cảnh ảnh Sentinel-2 trong vòng 3 tháng đã được sử dụng hữu hiệu, việc này nhằm tận dụng những khả năng mà GEE mang lại để xử lý tư liệu nhanh chóng, chính xác và không tốn kém công sức. Việc thu thập ảnh đa thời gian cho phép vượt qua giới hạn phân giải theo thời gian của dữ liệu viễn thám quang học do mây bao phủ thường xuyên vào mùa mưa. Trong nghiên cứu này với số lượng cảnh ảnh đa thời gian được sử dụng đã cho phép giảm được sai số trong quá trình phân loại [28, 29] do dữ liệu chúng được lấy giá trị trung bình để giảm sự biến động giá trị phản xạ của các lớp phủ, đặc biệt là đối với đất sản xuất nông nghiệp có thể thay đổi trong thời gian ngắn. Bên cạnh đó, dữ liệu được thu thập vào giữa mùa khô ở khu vực Tây Nguyên (từ đầu tháng 1 đến hết tháng 3), đây là thời gian có lượng mưa rất ít và hầu như không có mây phủ cho nên có thể cho phép thu được những hình ảnh có chất lượng tốt nhất. Ngoài ra tại thời điểm thu nhận ảnh, các hoạt động sản xuất nông nghiệp diễn ra rất ít, các khu vực đất canh tác nông nghiệp gần như ổn định, do vậy, có thể

thấy đây là thời điểm rất thích hợp để phân loại các lớp phủ. Sự sẵn có của các mẫu tham chiếu được thu thập từ ảnh vệ tinh độ phân giải cao trong GE và từ khảo sát thực địa là rất quan trọng, góp phần quyết định kết quả phân loại. Kết quả khảo sát sau phân loại (tháng 7/2021) là dữ liệu rất đáng tin cậy, đồng thời việc kiểm tra, đối chiếu một số vị trí mất rừng sau khi phân loại hoàn toàn trùng khớp với ảnh độ phân giải cao GE đã khẳng định sự chính xác của kết quả nghiên cứu. Phương pháp phân loại từ các ngưỡng chỉ số NDVI có thể đạt được các giá trị độ chính xác tổng thể cũng như hệ số Kappa khá cao, điều này cho thấy sự phù hợp của việc áp dụng các phương pháp này khi khảo sát thực địa gặp nhiều khó khăn [24].

Trong nghiên cứu này, nền tảng điện toán đám mây GEE được sử dụng một cách hiệu quả, đặc biệt là quá trình xử lý ảnh, kiểm chứng kết quả và phân loại rõ ràng các lớp phủ. GEE cung cấp cơ hội rất lớn để sử dụng dữ liệu chuỗi thời gian dày đặc từ các hình ảnh vệ tinh miễn phí, nó cũng chứa nhiều thuật toán máy và xử lý hình ảnh tích hợp cho các thao tác dữ liệu vệ tinh [19, 30]. Hơn nữa, sự sẵn có của dữ liệu mở có độ phân giải cao cũng góp phần phát triển các phương pháp phân loại hiệu quả với tỉ lệ tự động hóa cao hơn. Do đó, chúng cho phép giảm tối đa thời gian dành riêng cho việc thu thập, hiệu chỉnh và tiền xử lý dữ liệu [14].

Các kết quả sử dụng ngưỡng NDVI theo cách chủ động cho phép phân loại tốt các trạng thái lớp phủ thực vật. Tuy vậy, đôi khi chúng có thể phân loại các loại lớp phủ có phản xạ tương tự nhau (ví dụ cây lâu năm được phân loại thành rừng, hoặc rừng nghèo kiệt được phân loại thành đất canh tác nông nghiệp). Tuy nhiên, phương pháp này cho phép phân loại một cách chính xác nếu dữ liệu mặt đất được thu thập lớn và đảm bảo độ chính xác cao [31] kết hợp với thời điểm thu thập dữ liệu viễn thám phù hợp. Ngoài ra, việc sử dụng chỉ số thực vật (ở đây là NDVI) có thể tạo ra kết quả khả quan theo ý muốn bởi các chỉ số được lựa chọn chỉ sử dụng một số kênh cụ thể vào biểu thức toán học và có sự chọn lọc kỹ lưỡng các kênh ảnh.

Khu vực nghiên cứu có tốc độ mất rừng lớn do chuyển đổi mục đích sử dụng sang canh tác nông nghiệp. Chúng tôi đã tìm ra được 11.677 vùng mà ở đó rừng đã bị chặt phá để canh tác nông nghiệp với diện tích 14.827,58 ha. Kết quả này hoàn toàn khách quan và phù hợp khi so sánh với dữ liệu của GLAD (Global Land Analysis and Discovery) [32] công bố và được cập nhật hàng năm tại địa chỉ: <https://glad.earthengine.app/view/global-forest-change>. Các tác giả đã sử dụng kết quả từ phân tích ảnh Landsat đa thời gian để mô tả sự thay đổi của rừng trên toàn cầu bằng công cụ GEE kết quả cho thấy từ năm 2016 đến 2021, diện tích rừng khu vực nghiên cứu đã mất đi khoảng 13.189 ha, bình quân mỗi năm khu vực này mất đi 2.200 ha. Có thể thấy, mặc dù kết quả của chúng tôi có phần cao hơn so với công bố của GLAD, có thể do sự sai khác về độ phân giải không gian của tư liệu ảnh được sử dụng (GLAD sử dụng Landsat-8), hoặc do thời điểm thu thập tư liệu vệ tinh khác nhau. Tuy vậy, so với nghiên cứu của [32], hai kết quả về diện tích mất rừng không chênh lệch lớn, có thể khẳng định rằng kết quả nghiên cứu của chúng tôi là hoàn toàn đáng tin cậy.

Mất rừng ở khu vực nghiên cứu trong nhiều năm gần đây đã được sự quan tâm từ chính phủ và người dân địa phương, có thể có nhiều nguyên nhân dẫn đến mất rừng, theo khảo sát của chúng tôi, một số nguyên nhân dẫn đến mất rừng ở khu vực này là do sự xâm lấn rừng và đất rừng để sản xuất nông nghiệp, chuyển đổi mục đích sang trồng các loài cây công nghiệp lâu năm như Cao su, Hồ tiêu, Cà phê... và mất rừng do suy thoái rừng và khai thác rừng. Trong nghiên cứu này, chúng tôi cung cấp các cơ sở dữ liệu khách quan về thực trạng rừng mất đi để thay thế cho sản xuất nông nghiệp, nó là tài liệu tham khảo có giá trị cho các mục tiêu bảo vệ, khôi phục và phát triển rừng ở khu vực nghiên cứu [23, 33].

5. KẾT LUẬN

Các dữ liệu bản đồ và diện tích rừng bị mất do canh tác nông nghiệp là cần thiết cho việc theo dõi các mục tiêu phát triển bền vững và bảo

tồn tài nguyên thiên nhiên ở khu vực Đắk Nông. Trong bài báo này, phương pháp phân loại sử dụng ngưỡng chỉ thực vật NDVI đã được sử dụng trên dữ liệu quang học Sentinel-2 trên nền tảng điện toán đám mây GEE. Nhìn chung, xét trên cả hai tiêu chí định tính (đánh giá bằng mắt) và định lượng (độ chính xác thống kê) đều đã khẳng định sự thích hợp của ngưỡng chỉ số NDVI để phân loại khu vực nghiên cứu thành 4 lớp phủ chính gồm: rừng, đất sản xuất nông nghiệp, khu vực dân cư và mặt nước với độ chính xác tổng thể 99,8% và chỉ số Kappa 0,99 cho thấy tiềm năng của việc sử dụng ngưỡng NDVI để phân loại các lớp phủ bằng công cụ GEE.

Ngoài ra, kết quả kiểm chứng sau phân loại có độ chính xác tổng thể 89,6% và chỉ số Kappa 0,81 cũng chứng minh sự ưu việt và hiệu quả của phương pháp sử dụng trong nghiên cứu này, phương pháp này cho phép rút ngắn quá trình thu thập, xử lý tư liệu ảnh và kiểm chứng kết quả sau phân loại đồng thời cho kết quả phân loại nhanh chóng và khách quan. Cuối cùng, các kết quả cho thấy khu vực Đắk Glong có tốc độ mất rừng nhanh, cụ thể từ năm 2016 đến năm 2021 có 14.827,58 ha rừng đã bị xâm lấn và chuyển đổi sang đất sản xuất nông nghiệp.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này là sản phẩm của Đề tài Khoa học và công nghệ cấp Quốc gia; Mã số ĐTĐL.CN-01/20 “Nghiên cứu, đề xuất giải pháp nhằm ổn định sản xuất nông nghiệp và đời sống của người dân trên đất lâm nghiệp ở Tây Nguyên”. Trân trọng cảm ơn các cơ quan hữu quan và các nhà khoa học đã hỗ trợ chúng tôi hoàn thiện nghiên cứu này.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Tatiana Nazarova, Pascal Martin & Gregory Giuliani (2020). Monitoring Vegetation Change in the Presence of High Cloud Cover with Sentinel-2 in a Lowland Tropical Forest Region in Brazil. *Remote Sensing*. 12(11).
- [2]. Sandra Brown (1996). Present and potential roles of forests in the global climate change debate. *Unasylva* (FAO).
- [3]. Asim Banskota, Nilam Kayastha, Michael J. Falkowski, Michael A. Wulder, Robert E. Froese & Joanne C. White (2014). Forest Monitoring Using Landsat Time Series Data: A Review. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 40(5): 362-384.

- [4]. He Yin, Amintas Brandão, Johanna Buchner, David Helmers, Benjamin G. Iuliano, Niwaeli E. Kimambo, Katarzyna E. Lewińska, Elena Razenkova, Afag Rizayeva, Natalia Rogova, Seth A. Spawn, Yanhua Xie & Volker C. Radeloff (2020). Monitoring cropland abandonment with Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*. 246.
- [5]. Junjie Yan, Guangpeng Zhang, Hongbo Ling & Feifei Han (2022). Comparison of time-integrated NDVI and annual maximum NDVI for assessing grassland dynamics. *Ecological Indicators*. 136.
- [6]. Markus Immitzer, Francesco Vuolo & Clement Atzberger (2016). First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. *Remote Sensing*. 8(3).
- [7]. Dario Schulz, He Yin, Bernhard Tischbein, Sarah Verleysdonk, Rabani Adamou & Navneet Kumar (2021). Land use mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series in a heterogeneous landscape in Niger, Sahel. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 178: 97-111.
- [8]. Norman L. Christensen (1997). Managing for Heterogeneity and Complexity on Dynamic Landscapes. In: *The Ecological Basis of Conservation: Heterogeneity, Ecosystems, and Biodiversity*. S. T. A. Pickett, R. S. Ostfeld, M. Shachak & G. E. Likens (eds.). Springer US, Boston, MA. 167-186.
- [9]. Nguyễn Trọng Cường, Trần Quang Bảo, Nguyễn Hải Hoà, Phạm Văn Duân & Phạm Ngọc Hải (2021). Tổng quan sử dụng tư liệu viễn thám để lập bản đồ rừng ngập mặn. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*. 3: 65-76.
- [10]. Jinru Xue & Baofeng Su (2017). Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. *Journal of Sensors*. 2017: 1-17.
- [11]. Sai Qu, Lunche Wang, Aiwen Lin, Deqing Yu, Moxi Yuan & Chang'an Li (2020). Distinguishing the impacts of climate change and anthropogenic factors on vegetation dynamics in the Yangtze River Basin, China. *Ecological Indicators*. 108.
- [12]. Yun Du, Yihang Zhang, Feng Ling, Qunming Wang, Wenbo Li & Xiaodong Li (2016). Water bodies' mapping from Sentinel-2 imagery with modified normalized difference water index at 10-m spatial resolution produced by sharpening the SWIR band. *Remote Sensing*. 8(4): 354.
- [13]. Martino Pesaresi, Christina Corbane, Andreea Julea, Aneta Florczyk, Vasileios Syrris & Pierre Soille (2016). Assessment of the Added-Value of Sentinel-2 for Detecting Built-up Areas. *Remote Sensing*. 8(4).
- [14]. Younes Nicolás Cárdenas, Karen E Joyce & Stefan W Maier (2017). Monitoring mangrove forests: Are we taking full advantage of technology? 1-14.
- [15]. Nicola Clerici, Cesar Augusto Valbuena Calderón & Juan Manuel Posada (2017). Fusion of Sentinel-1A and Sentinel-2A data for land cover mapping: a case study in the lower Magdalena region, Colombia. *Journal of Maps*. 13(2): 718-726.
- [16]. Dezhi Wang, Bo Wan, Penghua Qiu, Yanjun Su, Qinghua Guo, Run Wang, Fei Sun & Xincai Wu (2018). Evaluating the Performance of Sentinel-2, Landsat 8 and Pléiades-1 in Mapping Mangrove Extent and Species. *Remote Sensing*. 10(9).
- [17]. Liping Yang, Joshua Driscoll, Sarigai Sarigai, Qiusheng Wu, Haifei Chen & Christopher D. Lippitt (2022). Google Earth Engine and Artificial Intelligence (AI): A Comprehensive Review. *Remote Sensing*. 14(14).
- [18]. Bangqian Chen, Xiangming Xiao, Xiangping Li, Lianghao Pan, Russell Doughty, Jun Ma, Jinwei Dong, Yuanwei Qin, Bin Zhao, Zhixiang Wu, Rui Sun, Guoyu Lan, Guishui Xie, Nicholas Clinton & Chandra Giri (2017). A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 131: 104-120.
- [19]. Noel Gorelick, Matt Hancher, Mike Dixon, Simon Ilyushchenko, David Thau & Rebecca Moore (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 202: 18-27.
- [20]. Ha Thi Thanh Do, John C Grant, Bon Ngoc Trinh, Heidi C Zimmer & J Doland Nichols (2017). Diversity depends on scale in the forests of the Central Highlands of Vietnam. *Journal of Asia-Pacific Biodiversity*. 10(4): 472-488.
- [21]. Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn (2011). Quyết định công bố hiện trạng rừng toàn quốc năm 2010.
- [22]. Bộ Nông nghiệp và Phát triển nông thôn (2021). Quyết định công bố hiện trạng rừng toàn quốc năm 2020.
- [23]. Đinh Văn Tuyển, Bùi Thị Minh Nguyệt, Lê Nguyên Khang & Trần Quang Bảo (2019). Actual status of agricultural production on forest land in the Central Highlands of Vietnam. *Journal of Agriculture and Rural Development of Viet Nam*. 13.
- [24]. Arsalan Ghorbanian, Soheil Zaghian, Reza Mohammadi Asiyabi, Meisam Amani, Ali Mohammadzadeh & Sadeq Jamali (2021). Mangrove Ecosystem Mapping Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Satellite Images and Random Forest Algorithm in Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 13(13).
- [25]. Jordan Long, Darrell Napton, Chandra Giri & Jordan Graesser (2014). A Mapping and Monitoring Assessment of the Philippines' Mangrove Forests from 1990 to 2010. *Journal of Coastal Research*. 294: 260-271.
- [26]. R.G Congalton (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment, Remote Sens*. 37: 35-46.
- [27]. Anita Graser & Victor Olaya (2015). Processing: A python framework for the seamless integration of geoprocessing tools in QGIS. *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 4(4): 2219-2245.
- [28]. Belgiu & Mariana (2018). Sentinel-2 cropland mapping using pixel-based and object-based time-weighted dynamic time warping analysis. *Remote sensing of environment*. 204: 509-523.
- [29]. Ewa Grabska, Patrick Hostert, Dirk Pflugmacher & Katarzyna Ostapowicz (2019). Forest