Sử dụng dữ liệu ảnh Landsat và thuật toán học máy xác định biến động lớp phủ/sử dụng đất tại huyện Đắk Glong và Krông Nô - tỉnh Đắk Nông, giai đoạn 2010 - 2023

Cao Thị Hoài*, Nguyễn Thị Thanh Hương
Trường Đại học Tây Nguyên

Using landsat imagery and machine learning algorithms to detect land cover/land use changes in Dak Glong and Krong No districts – Dak Nong province, during 2010 – 2023

Cao Thi Hoai*, Nguyen Thi Thanh Huong
Tay Nguyen University
**Corresponding author: cthoai@ttn.edu.vn*

https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.15.1.2026.070-079

Thông tin chung:
Ngày nhận bài: 06/09/2025
Ngày phản biện: 13/10/2025
Ngày quyết định đăng: 18/11/2025

Từ khóa:
Biến động thảm phủ/sử dụng đất (LULCC), chỉ số chuẩn hóa thực vật (NDVI), Google Earth Engine (GEE), Landsat, Random Forest, Tây Nguyên.

Keywords:
Central Highlands, Google Earth Engine (GEE), Landsat, Land use/land cover change (LULCC), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Random Forest.

TÓM TẮT

Bài báo này phân tích biến động thảm phủ/sử dụng đất giai đoạn 2010–2023 tại huyện Đắk Glong và Krông Nô - tỉnh Đắk Nông bằng ảnh vệ tinh Landsat kết hợp các chỉ số phổ và thuật toán Rừng ngẫu nhiên. Chuỗi dữ liệu Landsat 5, 8 (Surface Reflectance Tier 1) được khai thác trên nền tảng Google Earth Engine, kết hợp với các chỉ số NDVI, NDWI, BSI và dữ liệu DEM nhằm nâng cao độ chính xác phân loại. Kết quả cho thấy mô hình Random Forest đạt độ chính xác tổng thể (OA) trên 82% và hệ số Kappa > 0,78. Trong giai đoạn 2010 – 2023, diện tích rừng thường xanh giảm gần 42.500 ha (≈ 37,5%), rừng bán thường xanh giảm 994 ha (≈ 25,5%), trong khi diện tích rừng trồng (RTG) tăng hơn 19.000 ha (gấp > 5 lần). Đất nông nghiệp, cao su, dân cư và đất khác có xu hướng mở rộng. Các kết quả này khẳng định hiệu quả của Landsat trong giám sát biến động thảm phủ dài hạn, đồng thời cung cấp cơ sở khoa học phục vụ quản lý tài nguyên rừng bền vững ở Tây Nguyên.

ABSTRACT

This study analyzes land use/land cover change (LULCC) from 2010 to 2023 in Dak Glong and Krong No districts, Dak Nong province, using Landsat satellite imagery combined with spectral indices and the Random Forest algorithm. Landsat 5 and 8 Surface Reflectance Tier 1 data were processed on the Google Earth Engine platform, integrated with NDVI, NDWI, BSI and DEM data to improve classification accuracy. The results show that the Random Forest model achieved an overall accuracy (OA) of over 82% and a Kappa coefficient greater than 0.78. During 2010–2023, evergreen forest decreased by nearly 42,500 ha (≈ 37.5%), semi-evergreen forest decreased by 994 ha (≈ 25.5%), while plantation forest increased by more than 19,000 ha (over fivefold). Agricultural land, rubber, residential areas, and other land types also expanded. These findings confirm the effectiveness of Landsat in long-term land cover monitoring and provide a scientific basis for sustainable forest resource management in the Central Highlands.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Biến động thảm phủ và sử dụng đất (LULCC) là nguyên nhân chính dẫn đến suy thoái tài nguyên, mất đa dạng sinh học và biến đổi khí hậu toàn cầu [1, 2]. Tại Việt Nam, đặc biệt ở Tây Nguyên, tình trạng mất rừng diễn ra nhanh do

áp lực mở rộng nông nghiệp, di cư tự do, phát triển hạ tầng và các dự án thủy điện [3, 4].

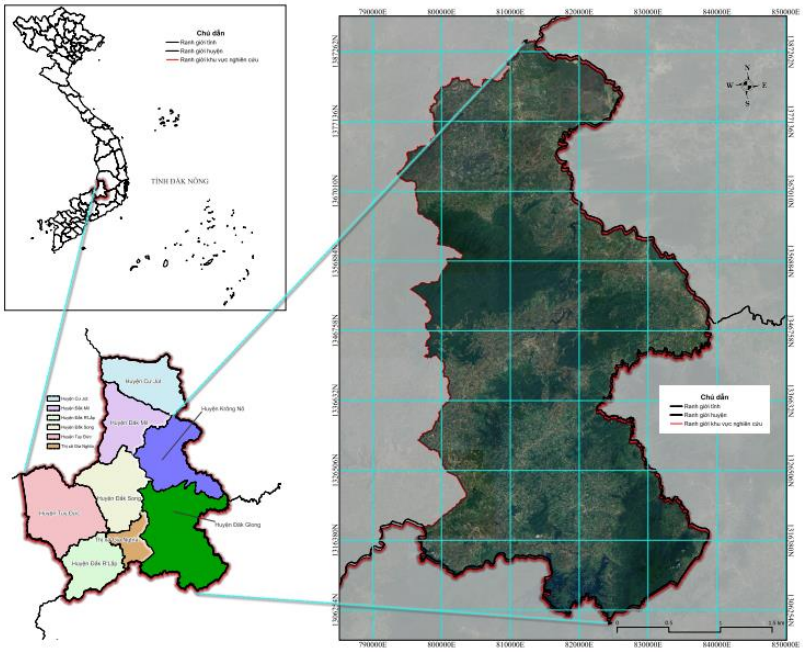
Trong bối cảnh đó, giám sát và phân tích LULCC là công cụ quan trọng cho quy hoạch sử dụng đất, bảo vệ rừng và phát triển bền vững. Dữ liệu Landsat, với chuỗi quan trắc liên tục hơn 50 năm, độ phân giải 30 m, phạm vi toàn cầu và miễn phí, là nguồn dữ liệu lý tưởng để nghiên cứu biến động cảnh quan [5]. Khi kết hợp với các thuật toán học máy như Random Forest (RF), độ chính xác phân loại được cải thiện rõ rệt so với phương pháp truyền thống [6, 7].

Bên cạnh dữ liệu phổ gốc, việc tích hợp các chỉ số viễn thám như NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDWI (Normalized Difference Water Index), BSI (Bare Soil Index) và DEM (Digital Elevation Model) giúp phân biệt rõ hơn các lớp phủ có phổ phản xạ tương đồng, nâng cao khả năng nhận diện rừng, đất trống và đất nông nghiệp [8]. Tuy nhiên, tại Tây Nguyên, các nghiên cứu ứng dụng Landsat chủ yếu mới dừng ở phân tích ngắn hạn, thiếu các đánh giá dài hạn với nhiều biến đầu vào. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm: (i) Ứng dụng Landsat kết hợp chỉ số phổ và DEM để phân loại LULC giai đoạn 2010–2023 bằng thuật toán RF; (ii) Phân tích xu hướng biến động các lớp phủ chính tại huyện Đắk Glong và Krông Nô, tỉnh Đắk Nông.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Phạm vi nghiên cứu

- *Khu vực nghiên cứu*: Huyện Đắk Glong (nay là xã Tà Đùng, xã Quảng Khê, xã Quảng Hòa, xã Quảng Sơn và một phần phường Bắc Gia Nghĩa) và huyện Krông Nô (nay là xã Nam Đà, xã Nâm Nung, xã Quảng Phú, xã Krông Nô và một phần xã Đắk Sắk), tỉnh Đắk Nông - nay được gọi là tỉnh Lâm Đồng (Hình 1).



Hình 1. Vị trí địa lý khu vực nghiên cứu

- *Giới hạn các loại LULC:* Rừng thường xanh (RTX), Rừng bán thường xanh (RBTX), rừng khộp (RK), rừng trồng (RTG), Cao su (CAOSU), đất nông nghiệp (NN), đất khác (DKH), dân cư (DC), MN (mặt nước).

- *Giới hạn thời gian:* Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2015, 2015 – 2020, 2020 – 2023.

2.2. Dữ liệu

2.2.1. Ảnh vệ tinh

- *Nguồn ảnh:* Ảnh Landsat 5 TM năm 2010, Landsat 8 OLI/TIRS cho năm 2015, 2020 và 2023 được thu thập trên Google Earth Engine (GEE) với thông tin cụ thể được tổng hợp ở Bảng 1.

Bảng 1. Thông tin ảnh vệ tinh Landsat thu thập trong giai đoạn điều tra

TT	Năm	Ảnh vệ tinh	Ngày bắt đầu	Ngày kết thúc	Tỷ lệ mây dưới	Số cảnh ảnh
1	2010	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2	01/01/2010	31/12/2010	25	9
2	2015	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2015	31/12/2015	43	28
3	2020	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2020	31/12/2020	10	7
4	2023	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2023	31/12/2023	25	11

- *Đặc điểm:* bộ dữ liệu Surface Reflectance (SR) Tier 1, độ phân giải không gian 30 m, đã được hiệu chỉnh khí quyển và hình học bởi USGS [9].

- *Xử lý mây và bóng mây:* loại bỏ mây và bóng mây bằng lớp QA band kết hợp thuật toán masking có sẵn trên GEE.

2.2.2. Các chỉ số viễn thám và dữ liệu phụ trợ

Để tăng độ chính xác phân loại, ngoài các band phổ gốc, nghiên cứu sử dụng thêm các chỉ số NDVI, BSI và NDWI. Các chỉ số này được tính toán nền tảng GEE theo các công thức tính toán ở Bảng 2.

Bảng 2. Các chỉ số được sử dụng trong nghiên cứu

TT	Tên chỉ số	Công thức	Tác giả đề cập
1	NDVI	$\frac{\mathrm{NIR}-\mathrm{RED}}{\mathrm{NIR}+\mathrm{RED}}$	[10]
2	NDWI	$\frac{\mathrm{GREEN}-\mathrm{NIR}}{\mathrm{GREEN}+\mathrm{NIR}}$	[11]
3	BSI	$\frac{(\mathrm{RED}+\mathrm{SWIR})-(\mathrm{NIR}+\mathrm{BLUE})}{(\mathrm{RED}+\mathrm{SWIR})+(\mathrm{NIR}+\mathrm{BLUE})}$	[12]

2.2.3. Thu thập điểm mẫu

Ngoài dữ liệu điểm mẫu giải đoán trên ảnh (dựa vào kinh nghiệm viễn thám, ảnh Google Earth và phương pháp thay thế không gian cho thời gian), nghiên cứu còn thu thập 650 điểm mẫu thực địa năm 2023 bằng GPS cầm tay, đặc biệt tại các khu vực khó phân biệt trên ảnh. Bên cạnh đó, sử dụng thêm 80 điểm mẫu năm 2020 trong dự án PEER và 50 điểm mẫu năm 2020 từ các đề án [13, 14]. Tổng thể bộ dữ liệu được thống kê ở Bảng 3 và được chia ngẫu nhiên thành 2 phần: 70% cho phân loại và 30% cho kiểm định độ chính xác.

Bảng 3. Bảng số lượng điểm mẫu cho từng lớp phủ các năm trong giai đoạn điều tra

Lớp phủ	2010	2015	2020	2023
RTX	590	790	491	607
RBTX	89	89	57	82
RK	52	43	63	125
RTG	94	381	493	620
CAOSU	197	100	141	413
NN	426	291	232	275
DKH	464	277	427	414
DC	319	142	215	607
MN	70	44	40	40
Tổng cộng	**2.301**	**2.157**	**2.159**	**3.183**

2.3. Phương pháp phân loại

Ảnh Landsat sau tiền xử lý được phân loại bằng thuật toán RF trên nền tảng GEE. Thuật toán xây dựng hàng trăm cây quyết định theo kỹ thuật bagging, chọn ngẫu nhiên tập biến tại mỗi nút phân chia và tổng hợp bằng "bỏ phiếu đa số" [6]. Trong nghiên cứu này, số lượng cây quyết định (ntree) được hiệu chỉnh theo từng

năm, dao động từ 100–500 [3, 15].

Biến đầu vào: tổ hợp Landsat đa thời gian + NDVI + NDWI + BSI + DEM.

2.4. Đánh giá độ chính xác

Độ chính xác phân loại được đánh giá qua ma trận sai số, tính toán các chỉ số sau: Độ chính xác tổng thể (OA – Overall Accuracy); Độ chính xác người sử dụng (UA – User's Accuracy); Độ chính xác nhà sản xuất (PA – Producer's Accuracy).

- OA: là tỷ số giữa tổng số của tất cả các pixel được phân loại đúng so với tổng số tất cả các pixel được phân loại:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^{r} X_{ii}}{N} x100$$

- UA: Tỷ số pixel được phân loại chính xác so với tổng số pixel theo hàng, được hiểu là tỉ lệ số mẫu phân loại đúng của 1 loại lớp phủ so với tổng số mẫu thực địa của loại lớp phủ đó.

$$U_a = \frac{X_{ii}}{X_{i+}} x100$$

- PA: số pixel được phân loại chính xác so với tổng số pixel theo cột gọi là PA, được hiểu là tỉ lệ số mẫu phân loại đúng của 1 loại lớp phủ so với tổng số mẫu kết quả phân loại của loại lớp phủ đó.

$$P_a = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} x100$$

- Hệ số K nằm trong phạm vi từ 0 đến 1 và biểu thị sự giảm theo tỷ lệ về sai số được thực hiện bằng một yếu tố phân loại hoàn toàn ngẫu nhiên; giá trị K càng gần 1 thì mức độ phân biệt càng chặt chẽ.

$$k = \frac{N \sum_{i=1}^{r} x_{ii} - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r} (x_{i+} \times x_{+i})}$$

Trong đó:

N: Tổng số pixel lấy mẫu;

r: Số lớp đối tượng phân loại;

X_{ii}: Số pixel đúng trong lớp thứ i (i= 1, 2… r);

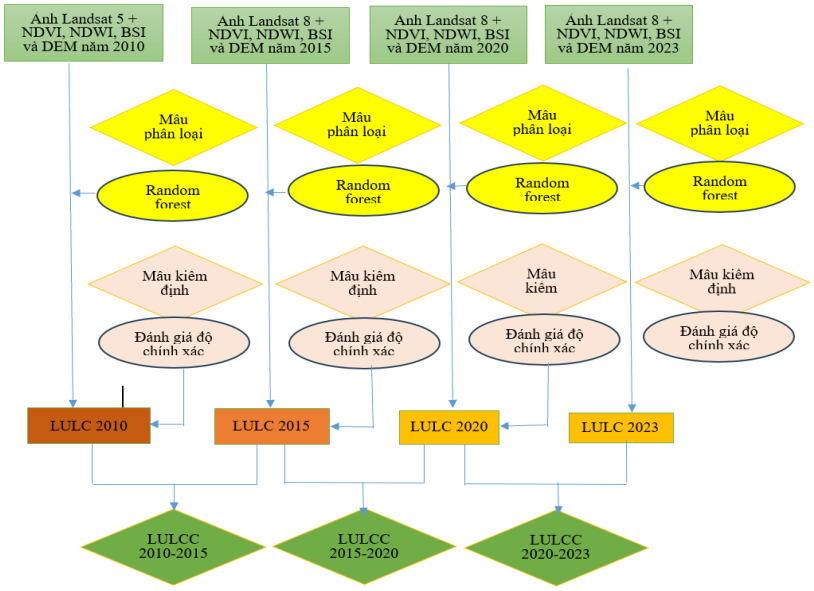
X_{i+}: Tổng pixel lớp thứ i của mẫu (loại thực tế/tổng giá trị theo hàng);

X_{+i}: Tổng pixel của lớp thứ i sau phân loại (loại giải đoán/tổng giá trị theo cột).

2.5. Phân tích biến động LULC

Sau khi thành lập bản đồ LULC năm 2010, 2015, 2020 và 2023, các phân tích được thực hiện: Thống kê diện tích từng lớp phủ qua các năm; Lập ma trận chuyển đổi (transition matrix) để chỉ ra các dòng chuyển dịch chính; Biểu đồ xu hướng diện tích cho từng lớp phủ nhằm minh họa sự biến động theo thời gian.

Toàn bộ quy trình xử lý, phân tích được thực hiện trên GEE và ArcGIS để trực quan hóa kết quả.



Hình 2. Sơ đồ tiến trình nghiên cứu

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU

3.1. Độ chính xác phân loại LULC

Ảnh Landsat đa thời gian kết hợp với các chỉ số NDVI, NDWI, BSI và DEM đã được phân loại đạt kết quả kiểm định độ chính xác bao gồm OA, UA, PA và K được trình bày ở Bảng 4. Trong khi đó, độ chính xác thành phần PA và UA được trình bày ở Bảng 5.

Bảng 4. Độ chính xác toàn bộ và hệ số K của các kết quả phân loại qua các năm

TT	Năm	OA%	K
1	2010	85,90	0,83
2	2015	84,68	0,80
3	2020	82,13	0,78
4	2023	83,77	0,81

Kết quả đánh giá độ chính xác phân loại sử dụng thuật toán RF cho chuỗi ảnh Landsat kết hợp với tổ hợp NDVI + NDWI + BSI + DEM cho thấy OA đều đạt trên 82%, dao động từ 82,13% đến 85,90% và hệ số K dao động từ 0,78 đến 0,83, cho thấy hiệu suất phân loại đạt mức khá đến cao.

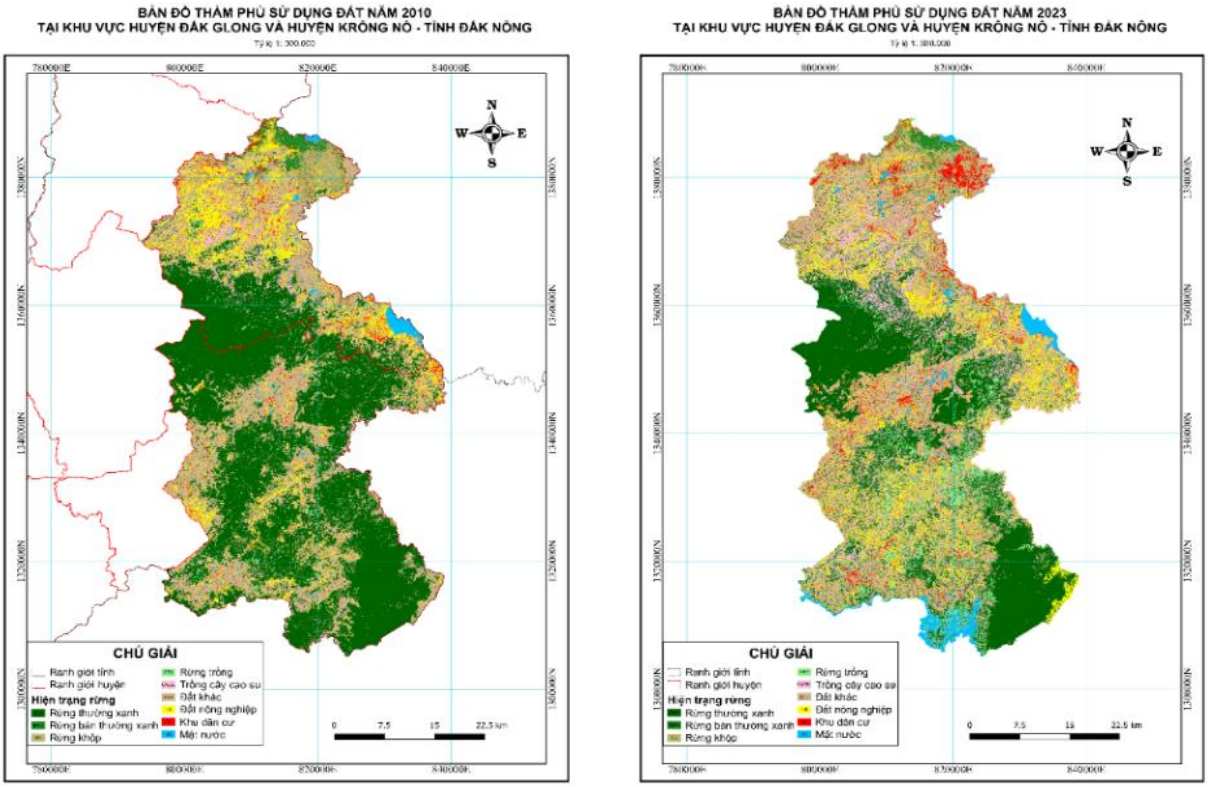
Bảng 5. Độ chính xác thành phần từng lớp phủ của các kết quả phân loại qua các năm

Năm	2010		2015		2020		2023	
Lớp phủ	UA (%)	PA (%)	UA (%)	PA (%)	UA (%)	PA (%)	UA (%)	PA (%)
RTX	96,70	94,62	97,80	85,71	92,26	88,07	85,71	87,38
RBTX	83,33	83,33	95,65	100	76,47	76,47	73,68	56
RK	62,50	76,92	57,14	72,73	82,61	73,08	65,71	67,65
RTG	78,26	90	79,63	90,53	91,18	86,11	94,12	91,95
CAOSU	87,76	91,49	79,31	92	75,00	66,67	83,33	78,13
NN	93,33	80,77	73,08	68,67	49,40	77,36	54,35	70,42
DKH	77,93	83,7	77,08	86,05	89,06	79,17	80,45	84,92
DC	70,10	75,56	68,29	77,78	67,74	80,77	93,37	85,64
MN	100	100	94,12	100	100	100	100	100

Kết quả đánh giá độ chính xác thành phần từng loại lớp phủ các năm trong giai đoạn cho thấy phần lớn PA và UA đạt trên 70%, ngoại trừ NN (năm 2010 và 2023) và RK có độ chính xác PA và UA dưới 60%. Lớp phủ RK tiềm ẩn nguy cơ sai số nhất định, đặc biệt trong các giai đoạn mùa khô – khi đặc điểm quang học của thảm thực vật biến động đáng kể. Điều này đã được khẳng định trong nghiên cứu của Jia Liu và cộng sự (2025) khi chỉ ra ảnh hưởng rõ rệt của hiện tượng rụng lá mùa khô đến độ chính xác phân loại rừng rụng lá ở khu vực Đông Nam Á [16]. Tương tự, các nghiên cứu khác cũng nhấn mạnh rằng sự biến động mùa vụ của tán lá có thể ảnh hưởng đáng kể đến giá trị các chỉ số phổ, từ đó làm sai lệch kết quả phân loại nếu không có điều chỉnh theo mùa sinh thái [17, 18].

3.2. Xây dựng bản đồ LULC các năm trong giai đoạn 2010–2023

Ảnh phân loại sau đó được lọc nhiễu và vector hóa để thành lập bản đồ chuyên đề LULC từng năm trong giai đoạn nghiên cứu. Kết quả được thể hiện tại Hình 3.



a) Năm 2010 *b) Năm 2023*

Hình 3. Bản đồ LULC khu vực nghiên cứu minh họa một số năm

Quan sát bản đồ (Hình 3) cho thấy diện tích RTN suy giảm rõ rệt từ 2010 đến 2023, hiện tập trung chủ yếu tại Khu Bảo tồn Thiên nhiên Nam Nung và Vườn Quốc gia Tà Đùng. RK phân bố chủ yếu ở Krông Nô, trong khi RBTX thường xuất hiện xen kẽ với RTX và RK, phản ánh đặc trưng sinh thái chuyển tiếp. RTG phân bố ở vùng đồi núi thấp, gò, gần khu dân cư hoặc xen kẽ trong RTN, thể hiện sự mở rộng rừng trồng dưới tác động của chính sách phát triển lâm nghiệp. Các loại đất ngoài rừng (NN, DKH, DC, MN) tập trung tại địa hình thấp, bằng phẳng, có mức độ phân mảnh cao và cấu trúc không đồng nhất, phản ánh sự thiếu quy hoạch sử dụng đất bền vững. Kết quả phân loại (Bảng 6) cho thấy RTX và RBTX giảm mạnh (-42.459,47 ha và -994,77 ha), trong khi RTG, DKH, NN, DC và CAOSU tăng nhanh.

Bảng 6. Diện tích các lớp phủ chính giai đoạn 2010–2023 (ha)

Thảm phủ	2010	2015	2020	2023	Tăng/giảm (+/-)
RTX	113.153,30	83.391,03	73.709,37	70.693,83	-42.459,47
RBTX	3.897,27	4.097,17	2.833,47	2.902,50	-994,77
RK	4.972,41	4.629,05	3.064,86	4.347,18	-625,23
RTG	3.600,09	12.956,75	24.695,68	22.639,86	19.039,77
CAOSU	13.234,73	5.548,06	21.309,73	15.238,15	2.003,42
NN	64.293,93	71.312,69	57.965,01	65.963,52	1.669,59
DKH	17.171,06	33.721,27	27.630,89	28.858,38	11.687,32
DC	3.185,99	5.273,46	9.603,74	9.705,92	6.519,93
MN	3.050,11	5.629,41	5.746,14	6.209,55	3.159,44

3.3. Phân tích biến động LULC

Dựa trên kết quả phân loại LULC, các ma trận LULCC được tổng hợp trong Bảng 7, 8, 9. Tỷ lệ tăng giảm của các loại thảm phủ cũng được trình bày trong biểu đồ ở Hình 4, 5, 6.

Bảng 7. Ma trận chuyển đổi LULC giai đoạn 2010–2015 (ha)

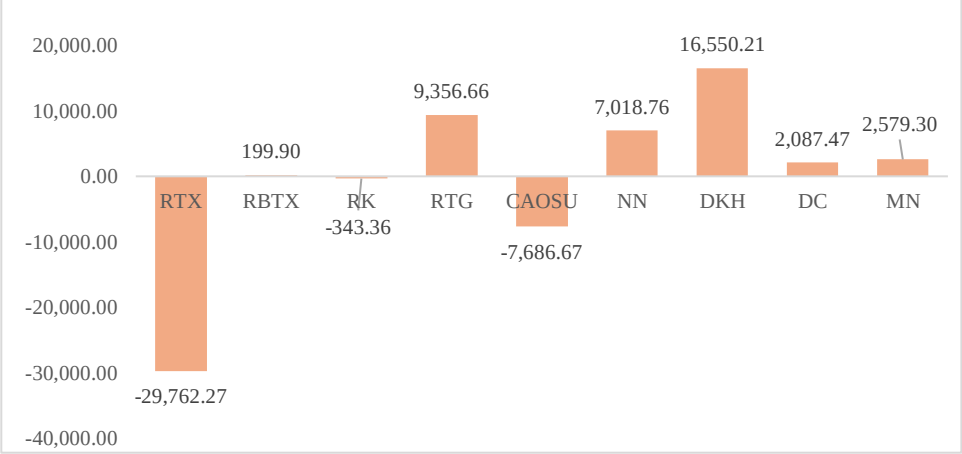
2010	2015									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	81.392,05	312,39	115,74	6.446,86	1.538,73	10.954,46	9.698,57	762,11	1.932,39	**113.153,30**
RBTX	35,19	2.554,87	634,14	36,90	11,34	346,55	158,31	103,23	16,74	**3.897,27**
RK	51,75	129,06	3.062,32	37,44	30,42	821,90	227,43	579,51	32,58	**4.972,41**
RTG	196,73	18,72	5,31	2.170,09	15,39	868,68	179,46	40,59	05,12	**3.600,09**
CAOSU	280,34	107,82	105,21	1.287,37	2.885,24	6.593,07	1.558,98	116,82	299,88	**13.234,73**
NN	627,23	522,44	269,29	2.218,31	40,31	46.624,52	12.213,35	1.716,21	62,27	**64.293,93**
DKH	730,88	264,94	221,94	677,25	956,61	4.208,20	8.736,48	1.176,04	198,72	**17.171,06**
DC	68,40	168,21	209,79	59,85	70,02	849,32	943,56	771,39	45,45	**3.185,99**
MN	8,46	18,72	5,31	22,68		45,99	5,13	7,56	2.936,26	**3.050,11**
Tổng	**83.391,03**	**4.097,17**	**4.629,05**	**12.956,75**	**5.548,06**	**71.312,69**	**33.721,27**	**5.273,46**	**5.629,41**	**226.558,89**

Bảng 8. Ma trận chuyển đổi LULC giai đoạn 2015–2020 (ha)

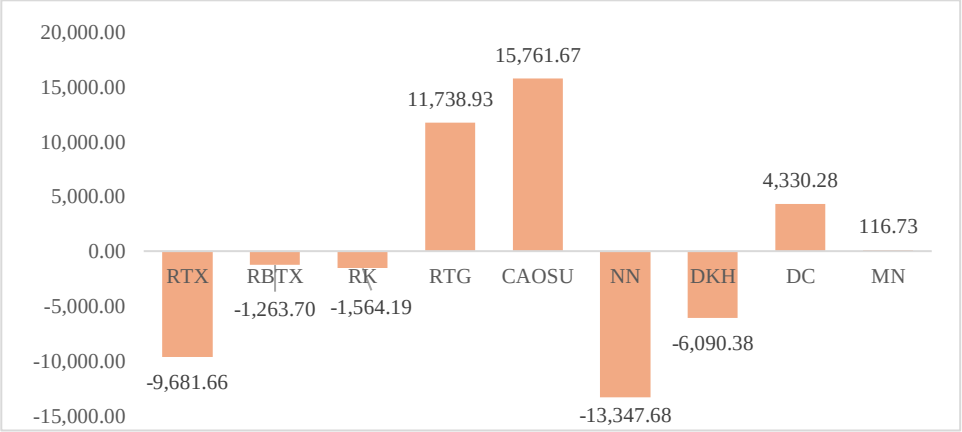
2015	2020									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	69.741,73	27,63	9,72	4.867,24	1.971,52	4.275,61	2.098,34	365,22	34,02	**83.391,03**
RBTX	312,66	1.613,97	178,74	210,42	458,55	628,57	474,12	209,70	10,44	**4.097,17**
RK	546,34	506,88	1.296,90	74,25	210,24	1.384,96	366,12	226,71	16,65	**4.629,05**
RTG	355,28	19,89	14,04	5.278,05	863,37	5.300,76	912,60	161,10	51,66	**12.956,75**
CAOSU	327,77	4,68	6,57	187,29	3.917,63	569,97	484,47	49,50	0,18	**5.548,06**
NN	896,08	534,15	1.240,65	10.039,14	6.036,73	38.535,37	8.518,95	5.269,52	242,10	**71.312,69**
DKH	941,39	85,68	121,32	3.556,62	7.672,05	5.443,31	13.717,08	1.651,14	532,68	**33.721,27**
DC	75,87	38,70	194,31	358,83	179,10	1.771,02	994,41	1.626,66	34,56	**5.273,46**
MN	512,25	1,89	2,61	123,84	0,54	55,44	64,80	44,19	4.823,85	**5.629,41**
Tổng	**73.709,37**	**2.833,47**	**3.064,86**	**24.695,68**	**21.309,73**	**57.965,01**	**27.630,89**	**9.603,74**	**5.746,14**	**226.558,89**

Bảng 9. Ma trận chuyển đổi LULC giai đoạn 2020–2023 (ha)

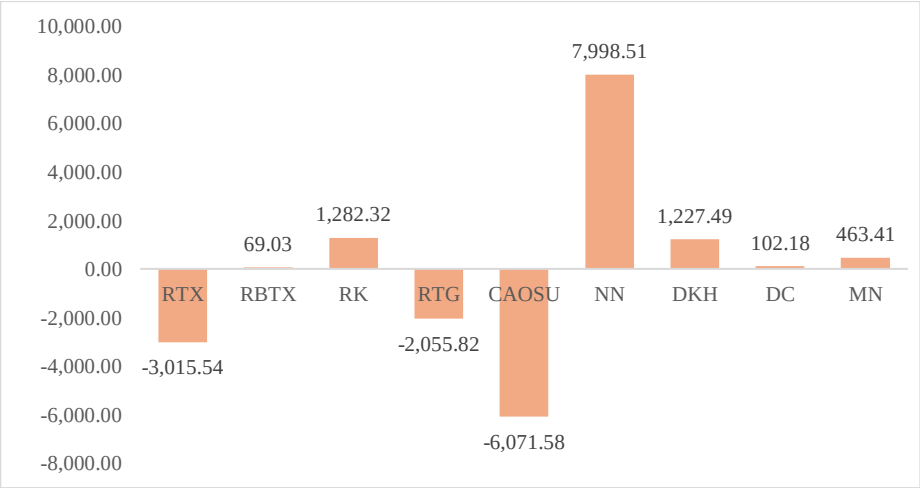
2020	2023									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	66.991,82	148,05	61,83	1.993,57	1.439,29	1.362,66	1.590,92	118,17	3,06	**73.709,37**
RBTX	314,04	1.043,16	814,32	16,02	21,60	470,52	46,80	93,33	13,68	**2.833,47**
RK	317,02	450,93	1.548,90	2,97	15,39	393,54	91,53	235,22	9,36	**3.064,86**
RTG	566,57	81,09	95,85	10.995,44	2.385,27	6.628,92	3.123,72	636,39	182,43	**24.695,68**
CAOSU	608,73	109,89	84,42	768,42	6.446,96	9.432,65	3.578,22	272,25	8,19	**21.309,73**
NN	769,25	878,67	1.239,75	7.803,78	2.326,48	35.913,67	5.860,35	2.826,36	346,70	**57.965,01**
DKH	721,07	141,75	264,24	943,38	2.492,37	9.994,32	11.117,07	1.845,63	111,06	**27.630,89**
DC	183,61	47,43	233,01	110,79	110,61	1.747,17	3.435,55	3.650,22	85,35	**9.603,74**
MN	221,72	1,53	4,86	5,49	0,18	20,07	14,22	28,35	5.449,72	**5.746,14**
Tổng	**70.693,83**	**2.902,50**	**4.347,18**	**22.639,86**	**15.238,15**	**65.963,52**	**28.858,38**	**9.705,92**	**6.209,55**	**226.558,89**



Hình 4. Biểu đồ biến động LULC giai đoạn 2010-2015



Hình 5. Biểu đồ biến động LULC giai đoạn 2015-2020



Hình 6. Biểu đồ biến động LULC giai đoạn 2020-2023

Giai đoạn 2010–2015, diện tích RTX suy giảm mạnh nhất với khoảng 29.762 ha, chủ yếu chuyển sang NN (10.954 ha), DKH (9.699 ha) và RTG (6.447 ha). Cùng thời kỳ, diện tích CAOSU cũng giảm đáng kể (≈7.687 ha), trong khi các loại lớp phủ khác biến động ít. Giai đoạn 2015–2020, rừng tự nhiên (RTX, RBTX, RK) tiếp tục mất hơn 12.500 ha, chủ yếu chuyển sang RTG,

CAOSU và NN; trong đó RTX giảm mạnh nhất. Đáng chú ý, NN giảm hơn 13.300 ha, phần lớn chuyển đổi sang CAOSU và DKH. Sang giai đoạn 2020–2023, RTX giảm thêm khoảng 3.016 ha, RTG giảm 2.056 ha và CAOSU giảm tới 6.072 ha, trong khi NN tăng nhanh nhất, cùng với sự mở rộng của DKH, DC và MN. Như vậy, LULCC giai đoạn 2010–2023 phản ánh sự chuyển đổi phức tạp giữa các loại hình sử dụng đất, với xu hướng suy giảm đáng kể diện tích rừng tự nhiên và gia tăng nhanh NN, DC và RTG. Kết quả này phù hợp với các nghiên cứu trước cũng ghi nhận Việt Nam là điểm nóng mất rừng ở Đông Nam Á [1, 2], hay các nghiên cứu trong nước cũng chỉ ra suy giảm mạnh rừng tự nhiên ở Tây Nguyên do mở rộng nông nghiệp và cây công nghiệp dài ngày [4, 19]. Biến động LULC trong giai đoạn này chịu tác động tổng hợp của nhiều nhân tố: mở rộng nông nghiệp, di cư tự do, phát triển hạ tầng, chính sách khuyến khích rừng trồng, cùng với tác động của môi trường và biến đổi khí hậu, làm gia tăng sức ép lên tài nguyên rừng và hệ sinh thái.

5. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã ứng dụng thành công ảnh Landsat đa thời gian kết hợp các chỉ số NDVI, NDWI, BSI và DEM trong phân loại LULC bằng thuật toán RF trên nền tảng GEE. Kết quả phân loại đạt độ chính xác cao (OA > 82%, Kappa > 0,78), chứng minh hiệu quả của cách tiếp cận này trong giám sát LULCC.

Trong giai đoạn điều tra, diện tích rừng tự nhiên tại khu vực nghiên cứu giảm hơn 43.000 ha, chủ yếu chuyển sang NN, RTG và CAOSU. RTG tăng nhanh, cùng với đó là sự gia tăng DC và NN, DKH theo quá trình đô thị hóa. NN và CAOSU cả giai đoạn 2010-2023 tăng ít, song trong từng giai đoạn nhỏ chứng kiến sự tặng giảm liên tục, phản ánh tính không ổn định của các loại lớp phủ này. Xu hướng này phản ánh rõ sức ép từ phát triển nông nghiệp, di cư tự do và chuyển đổi mục đích sử dụng đất.

Các kết quả nghiên cứu cung cấp bằng chứng khoa học quan trọng cho công tác quản lý rừng, quy hoạch sử dụng đất và triển khai các chương trình REDD+ ở Tây Nguyên. Đồng thời, phương pháp nghiên cứu có thể áp dụng cho các tỉnh khác trong khu vực có điều kiện tương đồng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O. & Townshend, J. R. G. (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. Science. 342(6160): 850–853. DOI: 10.1126/science.1244693.

[2]. Curtis, P. G., Slay, C. M., Harris, N. L., Tyukavina, A. & Hansen, M. C. (2018). Classifying drivers of global forest loss. Science. 361(6407): 1108–1111. DOI: 10.1126/science.aau3445

[3]. Sở Khoa học và Công nghệ Đắk Lắk (2025). Ứng dụng dữ liệu Viễn thám và GIS để phân vùng khô hạn, đánh giá một số loại sử dụng đất làm cơ sở định hướng phát triển nông lâm nghiệp thích ứng với biến đổi khí hậu tại tỉnh Đắk Lắk. Truy cập từ: https://www.ttn.edu.vn/index.php/pkhqhqtvb/5596-khqhqt1106032403

[4]. Nguyễn Thị Thanh Hương (2022). Phương pháp ứng dụng viễn thám và GIS trong lâm nghiệp. NXB Đại học Huế.

[5]. Zhu, H., Zhang, B., Song, W., Xie, Q., Chang, X. & Zhao, R. (2024). Forest Canopy Height Estimation by Integrating Structural Equation Modeling and Multiple Weighted Regression. Forests. 15(2): 369. DOI: 10.3390/f15020369.

[6]. Belgiu, M. & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 114: 24–31. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

[7]. Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning. 45(1): 5-32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

[8]. Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M. & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 67: 93–104.

[9]. Dwyer, J. L., Roy, D. P., Sauer, B., Jenkerson, C. B., Zhang, H. K. & Lymburner, L. (2018). Analysis Ready Data: Enabling Analysis of the Landsat Archive. Remote Sensing. 10(9): 130. DOI: 10.3390/rs10091363

[10]. Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A. & Deering, D. W. (1974). Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with Erts. NASA Special Publication. 351: 309–317.

[11]. McFeeters, S. K. (2007). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. International Journal of Remote Sensing. 17(7): 1425–1432.
DOI: 10.1080/01431169608948714

[12]. Rikimaru, A., Roy, P. & Miyatake, S. (2002). Tropical forest cover density mapping. Tropical Ecology. 43(1): 39–47.

[13]. USAID – Chương trình PEER (2021). Nghiên cứu phương pháp sử dụng đa dữ liệu trong bảo tồn đa dạng sinh học tại tỉnh Đắk Nông, Tây Nguyên, Việt Nam (2017–2021).

[14]. Sở Nông nghiệp và Phát triển Nông thôn Đắk Nông (2021). Ứng dụng Viễn thám và GIS để phân tích tình hình sử dụng đất nông lâm nghiệp trên địa bàn tỉnh Đắk Nông.

[15]. Nguyen, H. T. T., Doan, T. M. & Radeloff, V. (2018). Applying Random Forest Classification to Map Land Use/Land Cover Using Landsat 8 Oli. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. XLII-3/W4: 363–367. DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-3-W4-363-2018, 2018.

[16]. Liu, J., Hu, Y., Feng, Z. & Xiao, C. (2025). A Review of Land Use and Land Cover in Mainland Southeast Asia over Three Decades (1990–2023). Land. 14(4): 828.
DOI: 10.3390/land14040828.

[17]. Hesketh, M. & Sánchez-Azofeifa, G. A. (2012). The effect of seasonal spectral variation on species classification in the Panamanian tropical forest. Remote Sensing of Environment. 117: 290–304.
DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.005

[18]. Myers, D. T., Jones, D., Oviedo-Vargas, D., Schmit, J. P., Ficklin, D. L. & Zhang, X. (2024). Seasonal variation in land cover estimates reveals sensitivities and opportunities for environmental models. Hydrology and Earth System Sciences. 28(23): 5295–5310.
DOI: 10.5194/hess-28-5295-2024

[19]. Nguyen, A., Kovyazin, V. & Pham, C. (2025). Application of Remote Sensing and GIS in Monitoring Forest Cover Changes in Vietnam Based on Natural Zoning. Land. 14(5): 1037. DOI: 10.3390/land14051037.