

# ĐÁNH GIÁ BIẾN ĐỘNG THẨM PHỦ VÀ SỬ DỤNG ĐẤT KHU VỰC MIỀN TRUNG DỰA VÀO THUẬT TOÁN ƯỚC TÍNH MẬT ĐỘ HẠT NHÂN

Đỗ Hoài Nam, Phan Cao Dương, Hồ Việt Cường

Viện Khoa học Thủy lợi Việt Nam

**Tóm tắt:** Bài báo này giới thiệu một cách tiếp cận mới trong xây dựng bản đồ thẩm phủ và sử dụng đất (LULC) cho khu vực miền Trung từ nhiều nguồn ảnh viễn thám khác nhau. Cách tiếp cận dựa vào thuật toán ước tính mật độ hạt nhân (KDE) để phân loại cho 9 dạng thẩm phủ gồm mặt nước, đô thị, lúa, cây hoa màu, cỏ, cây ăn quả, đất trống, rừng và rừng ngập mặn. Kết quả cho thấy, phương pháp KDE có thể tạo ra bản đồ LULC với độ chính xác hơn 90%. Khoảng  $33 \pm 18\%$  diện tích khu vực nghiên cứu xuất hiện sự thay đổi dạng thẩm phủ, đặc biệt là rừng và nước mặt tăng mạnh tương ứng  $2680 \text{ km}^2$  và  $570 \text{ km}^2$ . Đất trống và diện tích lúa giảm tương ứng là  $495 \text{ km}^2$  và  $485 \text{ km}^2$  do sự chuyển đổi loại hình canh tác và đô thị hóa. Ngoài ra kết quả cũng cho thấy sử dụng bản đồ toàn cầu cho các nghiên cứu với quy mô địa phương dường như có nhiều sai số và thiếu tính nhất quán. Kết quả của nghiên cứu này rất cần thiết cho phát triển chiến lược quản lý tài nguyên đất và nước.

**Từ khóa:** Thẩm phủ và sử dụng đất, phân loại hình ảnh, đánh giá độ chính xác phân loại, Landsat, ALOS / AVNIR-2 và ALOS-2 / PALSAR-2.

**Summary:** This paper introduces a new approach in constructing land use and land cover (LULC) in Central Vietnam from various remote sensing images. The approach is based on the algorithm of kernel density estimation (KDE) to classify 9 types of land cover including water surface, urban area, rice, crop, grass, fruit tree, bare land, forest and mangrove. The results show that the KDE method can create LULC maps with more than 90% accuracy. About  $33 \pm 18\%$  of the area of the study area appears to be changed in the form of the land cover, especially the forest and surface water, which increased sharply by  $2680 \text{ km}^2$  and  $570 \text{ km}^2$  respectively. Bare land and rice area decreased by  $495 \text{ km}^2$  and  $485 \text{ km}^2$ , respectively, due to the conversion of cultivation and urbanization. In addition, the results also show that the use of global maps for local studies seems to have large errors and inconsistencies. These findings are essential for developing resource management strategies.

**Key words:** Land use/cover change, image classification, classification accuracy assessment, Landsat, ALOS/AVNIR-2, and ALOS-2/PALSAR-2.

## 1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Thông tin về thẩm phủ và sử dụng đất (LULC) là dữ liệu rất quan trọng trong hầu hết các nghiên cứu về khoa học trái đất (môi trường, hệ sinh thái, hệ thống khí hậu, v.v.). Với sự

phát triển mạnh mẽ của công nghệ viễn thám và học máy (trí tuệ nhân tạo - AI) trong những năm gần đây, thông tin LULC được cập nhật với nhiều tính năng ưu việt như tiết kiệm thời gian và chi phí, bao phủ được diện rộng và đa thời điểm. Tuy nhiên, không dễ dàng để đạt được bộ dữ liệu LULC với độ chính xác cao do một số hạn chế như: sự che phủ của mây, thiếu dữ liệu vì các sự cố kỹ thuật và ưu tiên

Ngày nhận bài: 01/5/2019

Ngày thông qua phản biện: 06/6/2019

Ngày duyệt đăng: 12/6/2019

tiếp cận dữ liệu cho một số vùng.

Để giải quyết vấn đề thiếu dữ liệu, gần đây một số nghiên cứu đã kết hợp nhiều loại ảnh viễn thám (ví dụ: Landsat và L-band SAR) để phân loại LULC [1] và tài nguyên rừng [2] trong khu vực cận nhiệt đới. Với sự phát triển ảnh viễn thám có độ phân giải khá tốt và tần suất chụp liên tục của cơ quan Vũ trụ Châu Âu như Sentinel 1, 2, 3 thì việc kết hợp nhiều loại cảm biến ảnh trở nên phổ biến và hiệu quả hơn. Sự kết hợp nhiều loại ảnh giữa quang học và radar sẽ giúp nhận ra sự đa dạng của các loại LULC hơn là dùng một loại ảnh đơn thuần [3]. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu hiện tại chỉ tập trung phân tích LULC cho một thời điểm cụ thể hoặc cho một vài loại thảm phủ nhất định như rừng, hoa màu và lúa [4]. Rất ít nghiên cứu sử dụng phương pháp tổ hợp nhiều nguồn ảnh để phân tích đa dạng LULC. [5] đã sử dụng phương pháp tổ hợp để phân tích sự thay đổi thảm phủ cho miền Bắc. Tuy nhiên, nghiên cứu này chưa xét đến các chỉ số ảnh hưởng (spectral index) đối với từng loại thảm phủ cụ thể và chưa sử dụng ảnh có độ phân giải cao như Vệ tinh quan sát mặt đất công nghệ cao cho dải màu nhìn thấy và cận hồng ngoại loại 2 (ALOS/AVNIR-2) để phân tích sự thay đổi đa dạng LULC.

Mục đích chính của nghiên cứu này là xây dựng bản đồ LULC độ phân giải cao cho khu vực miền Trung ở thời điểm năm 2007 và 2017, sử dụng thuật toán ước tính mật độ hạt nhân (KDE) và nhiều nguồn ảnh viễn thám khác nhau. Nghiên cứu cũng sẽ đánh giá tiềm năng của phương pháp tổ hợp nhiều loại ảnh và các nguồn dữ liệu thảm phủ trong phân loại và nhận diện các loại thảm phủ phức tạp và phân theo mảnh. Từ bản đồ LULC có thể hiểu rõ hơn sự vận động của LULC ở khu vực miền Trung và góp phần vào quản lý cũng như đưa ra các chính sách phù hợp trong quản lý tài nguyên.

## 2. SỐ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP THỰC HIỆN

### 2.1. Vùng nghiên cứu

Địa điểm nghiên cứu là khu vực miền Trung (có tọa độ địa lý 13° 00', 20° 00' N, 105° 50', 109° 12' E) được bao quanh bởi đại dương ở phía Đông, Lào và Campuchia ở phía Tây, Thanh Hóa tỉnh phía Bắc, và tỉnh Phú Yên và Đắk Lắk ở phía Nam. Tổng diện tích của khu vực vào khoảng 95.000 km<sup>2</sup> với ba khu vực chính: Bắc Trung Bộ, Nam Trung Bộ và Tây Nguyên (với độ cao cao nhất ở độ cao 3142 m so với mực nước biển) với đa dạng cảnh quan từ vùng đồng bằng, trung du, vùng núi hoặc vùng cao, đến vùng ven biển với khí hậu đa dạng từ cận nhiệt đới ẩm, gió mùa đến khí hậu nhiệt đới savanna. Khí hậu của khu vực này có bốn mùa: mùa xuân (tháng 2 đến tháng 4), mùa hè (tháng 5 đến tháng 7), mùa thu (tháng 8 đến tháng 10) và mùa đông (tháng 11 đến tháng 1). Lượng mưa trung bình hàng năm là 700 - 5000 mm và nhiệt độ trung bình hàng năm là 23,9 - 25,9 ° C, ảnh hưởng đáng kể các vụ mùa trên khu vực. Khí hậu đa dạng, địa hình phức tạp và nhiều sắc tộc khác nhau dẫn đến một khu vực địa lý và cảnh quan phức tạp với các loại đất chiếm ưu thế là lúa, hoa màu, đồng cỏ, đất ngập nước, đô thị, rừng, đất trồng và rừng ngập mặn.

### 2.2. Dữ liệu và tiền xử lý dữ liệu

Nghiên cứu này sử dụng nhiều nguồn ảnh vệ tinh (Bảng 1). Nhằm mục đích hạn chế độ phức tạp của LULC, các ảnh được xử lý trong phạm vi nhỏ hơn hoặc bằng 1° x 1° kinh độ và vĩ độ. Phép nội suy song tuyến được sử dụng để đưa các ảnh về cùng một độ phân giải (10 x 10 m) trên tọa độ trắc địa thế giới dạng kinh độ và vĩ độ. Các nguồn ảnh quang học sẽ được tiền xử lý ảnh hưởng của không khí, mây che phủ, và hiệu chỉnh hình học. Các loại ảnh radar sẽ được xử lý hiệu ứng che khuất do địa hình và lọc các lỗi đốm sáng trước khi dùng để phân loại.

Nhằm nâng cao độ chính xác trong việc phân loại, các chỉ số quang học đặc trưng cho từng

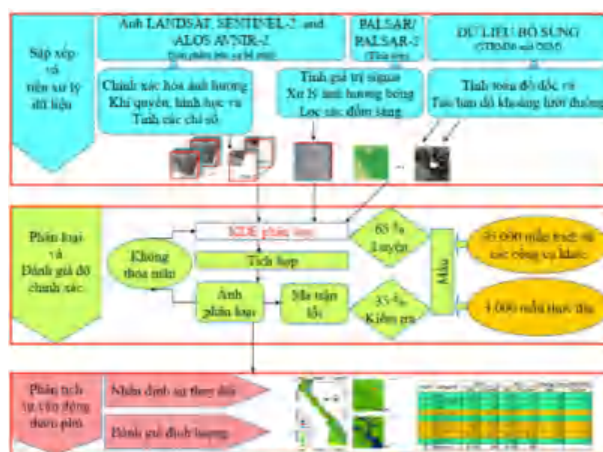
loại LULC cụ thể được tính toán. Chỉ số xác định vùng đô thị và đất trống (EBBI, [6]), Chỉ số chênh lệch chuẩn hóa vùng đô thị (NDBI, [7]), Chỉ số đô thị (UI, [6]) và Chỉ số chênh lệch chuẩn hóa vùng đất trống (NDBaI, [8]) được sử dụng để phân biệt đất xây dựng và đất trống. Chỉ số khác biệt chuẩn hóa thực vật (NDVI, [9]), Chỉ số thực vật cải thiện (EVI; [10]), Chỉ số đánh giá đất thảm phủ (SAVI, [11]) và Chỉ số chuẩn hóa vùng nước mặt (NDWI, [12]) có thể được sử dụng để theo dõi kịp thời các vùng thực vật trong một cảnh quan không đồng nhất phức tạp để phân biệt nước, đất trồng trọt, rừng trồng và rừng.

**Bảng 1: Loại dữ liệu, năm thu thập và các băng tần được sử dụng**

Nguồn ảnh	Năm quan sát	Băng tần và chỉ số
Sentinel 2	2017	1, 2, 3, 4, and 8
		NDVI, NDBI, EVI, and UI
Landsat 8 OLI	2017	1, 2, 3, 4, and 5
		NDVI, NDBI, NDBaI, EVI, and EBBI
ALOS AVNIR-2	2007	1, 2, 3, and 4 NDVI, NDBI, EVI, and SAVI
Landsat 7 ETM+	2007	1, 2, 3, 4, 5, and 7 NDVI, NDBI, NDWI, and EVI
Landsat 5 TM	2007	1, 2, 3, 4, 5, and 7
		NDVI, NDBI, NDWI,

		and EVI
ALOS PALSAR Mosaic	2007	HH and HV
ALOS-2 PALSAR-2 Mosaic	2017	HH and HV
SRTM30	2000	-
Open street map	-	-

**2.3. Phương pháp phân loại**



*Hình 1: Trình tự các bước nghiên cứu và đánh giá sự thay đổi của thảm phủ/ sử dụng đất ở miền Trung*

Nghiên cứu này bao gồm ba giai đoạn chính: tiền xử lý hình ảnh, phân loại LULC và đánh giá độ chính xác, và phân tích thay đổi (Hình 1). Theo một phương pháp được mô tả trước đây [13], nghiên cứu này sử dụng lý thuyết Bayes cùng với ước tính mật độ trung tâm (KDE) để xác định xác suất cho từng loại LULC sau đó chọn loại LULC có giá trị xác suất lớn nhất [14]. Cụ thể hơn, nghiên cứu xây dựng hàm mật độ xác suất có điều kiện là tổng của các hàm Gaussian ứng với các tính năng đầu vào (như chỉ số thực vật, băng tần, v.v.) cho từng loại LULC. Sau đó sử dụng lý thuyết Bayes để tính xác suất hậu nghiệm của từng loại LULC cho một ảnh dữ liệu. Cuối cùng,

tích xác suất hậu nghiệm của tất cả các ảnh ở cùng một vị trí sẽ là giá trị xác suất hậu nghiệm cuối cùng và quyết định loại LULC.

Phương pháp này phù hợp để nhận diện thông tin LULC trên diện rộng vì tính tự động hoàn toàn của mô hình. Quan trọng hơn, cách tiếp cận KDE này chính xác hơn các phương pháp được sử dụng phổ biến hiện nay như “support vector machine” (SVM) và phân loại khả năng tối đa (MLC) [13].

Chi tiết phương pháp được trình bày như sau. Xác suất hậu nghiệm của một lớp sẽ được tính dựa trên dữ liệu đầu vào  $x$ , cụ thể là các băng tần, chỉ số, giá trị thời gian tại thời điểm phân tích  $[t_1, t_2]$  như được trình bày trong công thức (1).

$$[t_1, t_2] = \left[ \left( \cos\left(2\pi \frac{DOY}{DOY_{max}}\right), \sin\left(2\pi \frac{DOY}{DOY_{max}}\right) \right) \right] \quad (1)$$

Trong đó  $DOY$  là ngày trong năm (lich Julian), và  $DOY_{max}$  ( $= 365,25$ ) là số ngày lớn nhất trong năm nghiên cứu (tính trung bình).

Đối với mỗi ảnh, xác suất hậu nghiệm của một loại thảm phủ  $C_k$  ( $k$ : là loại thảm phủ  $k$ ,  $k = 1, 2, \dots, M$ ;  $M$  là tổng số loại thảm phủ;  $M = 9$ ) được xác định bằng cách sử dụng lý thuyết Bayes dựa trên dữ liệu đầu vào  $x$  trong công thức (2).

$$p(C_k | x) = \frac{p(C_k)p(x|C_k)}{p(x)} = \frac{p(C_k)p(x|C_k)}{\sum_{k=1}^M p(C_k)p(x|C_k)} \quad (2)$$

Trong đó  $p(C_k)$  là xác suất tiên nghiệm của  $C_k$  (được giả sử là phân phối đồng đều) và  $p(x|C_k)$  là xác suất có điều kiện của  $x$ ;  $p(x|C_k)$  được ước tính dựa trên dữ liệu luyện mô hình và sử dụng ước tính KDE. KDE được sử dụng để tính phân phối xác suất của dữ liệu dưới dạng tổng của các hàm con ứng với từng dữ liệu luyện mô hình. Các hàm con KDE được xây dựng dựa vào quy luật Gaussian như trình bày ở công thức (3) và quy tắc ngón tay cái của Scott được trình bày trong công thức (4)

dưới đây:

$$p(x | C_k) = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^{N_k} \left\{ \prod_{d=1}^D \frac{1}{h_d} K\left(\frac{x_d - x_{n,d}}{h_d}\right) \right\} \quad (3)$$

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-u^2}{2}\right) \quad (4)$$

$$h_d = N^{-1/(D+4)} \cdot \sigma_d \quad (5)$$

Trong đó,  $N_k$  là số lượng dữ liệu để luyện mô hình của lớp  $C_k$ ,  $h_d$  là tham số được ước tính theo công thức (5),  $N$  là tổng số dữ liệu để luyện ( $N = N_1 + N_2 + \dots + N_M$ ) và  $\sigma_d$  biểu thị độ lệch chuẩn của bộ dữ liệu đầu vào thứ  $d_{th}$  của dữ liệu để luyện mô hình  $\{x_{n,d} | 1 \leq n \leq N\}$ .

Trong bước tiếp theo, tại mỗi vị trí, nghiên cứu đã tích hợp xác suất hậu nghiệm ứng với từng loại thảm phủ/sử dụng đất của tất cả các hình ảnh chồng ghép nhau. Lớp thảm phủ/sử dụng đất có tích xác suất hậu nghiệm cao nhất sẽ là loại LULC được ước tính. Tuy nhiên, trong thực tế, một số điểm ảnh bị mây che phủ hoặc không đủ dữ liệu sẽ bị ước tính sai. Nghĩa là xác suất hậu nghiệm  $p(C_k|x)$  của điểm ảnh đó có thể bằng không. Nếu xảy ra, nó sẽ làm cho tích của xác suất hậu nghiệm của loại  $C_k$  cũng gần bằng hoặc gần bằng không, vì nhân với số không luôn cho kết quả là không. Nghĩa là ngay cả khi một vài ảnh có kết quả ước tính  $p(C_k|x)$  cao và thậm chí bằng 1, dự đoán cuối cùng về loại LULC sẽ không thể là lớp  $C_k$ . Để khắc phục vấn đề này, xác suất hậu nghiệm của mỗi hình ảnh không được quá nhỏ hoặc bằng không. Để giải quyết vấn đề này, nghiên cứu đã sử dụng phương trình (6) để giữ các giá trị xác suất hậu nghiệm bé ở mức cho phép. Tích xác suất hậu nghiệm cuối cùng của một loại LULC  $C_k$  là  $p'(C_k)$  được ước tính theo công thức (7).

$$p'(C_k | x) = ap(C_k | x) + \frac{1-a}{M} \quad (6)$$

$$p'(C_k) = \prod_{i=1}^S p_i'(C_k | x_i) \quad (7)$$

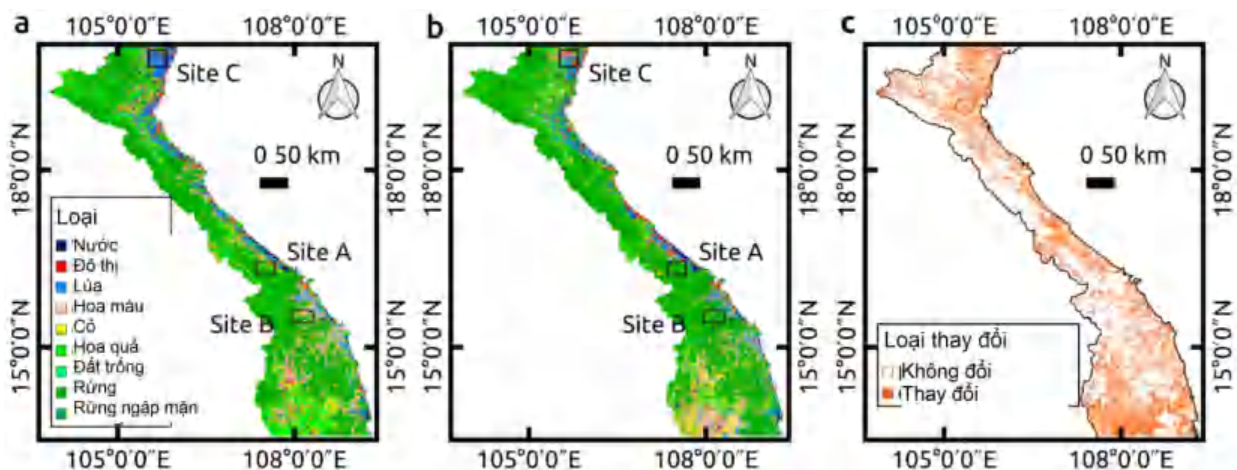
trong đó  $a$  là giá trị không đổi ( $a = 0,7$ ) và  $S$  là số lượng hình ảnh tại một vị trí.

Việc xác định một loại LULC là loại có tích xác suất hậu nghiệm của tất cả các ảnh chồng ghép cao nhất trong số tất cả các loại. Giả sử, tại một pixel  $r$  của một ảnh dự kiến phân ra hai loại LULC là nước và đô thị, có tích xác suất hậu nghiệm của nước:  $p'(C_{\text{nước}}) = 0,6$  và tích xác suất hậu nghiệm của đô thị:  $p'(C_{\text{đô thị}}) = 0,4$ . Tích xác suất hậu nghiệm cao nhất của pixel  $r$  là 0,6 và độ che phủ của pixel  $r$  sẽ là nước trong trường hợp này.

### 3. KẾT QUẢ

Kết quả là bản đồ phân loại LULC khu vực miền Trung ở thời điểm năm 2007 và 2017 và

những vị trí thay đổi trong suốt mười năm (Hình 2). Độ chính xác của bản đồ được đánh giá dựa vào ma trận lỗi như thể hiện trong Bảng 2 và Bảng 3. Độ chính xác tổng thể của các bản đồ cho năm 2007 và 2017 là 90,5% (hệ số kappa là 90%) và 90,6% (hệ số kappa là 90%), theo thứ tự tương ứng. Hầu hết các lớp có độ chính xác cho người dùng và nhà sản xuất lớn hơn hoặc gần 90%, ngoại trừ cỏ và cây ăn quả. Nước, đất trống, lúa và rừng có độ chính xác cao nhất là hơn hoặc gần 95%, tiếp theo là đô thị và cây trồng có độ chính xác tương ứng khoảng 91% và 90%. Cây ăn quả và đồng cỏ có độ chính xác thấp nhất (<85%) trong hai bản đồ. Lý do phân loại sai về cây ăn quả và đồng cỏ có thể là các đặc điểm phổ tương ứng giữa các vườn cây, cỏ và các loại khác.



Hình 2: Bản đồ che phủ đất trong (a) 2007, (b) 2017, (c) các khu vực thay đổi độ che phủ đất trong giai đoạn 10 năm ở miền Trung Việt Nam và A, B và C là các địa điểm được chọn để phân tích thay đổi ở Thừa Thiên Huế Các tỉnh Quảng Nam và Thanh Hóa tương ứng

**Bảng 2: Đánh giá độ chính xác của các bản đồ LULC năm 2007 khu vực miền Trung, sử dụng ma trận lỗi**

		Loại thảm phủ dự báo											
Loại thảm phủ thực		W	U	P	C	G	O	B	F	M	Total	PA (%)	
	W	644	0	4	0	0	0	0	0	11	659	97.8	
	U	0	1005	3	64	31	76	2	0	0	1181	85.1	
	P	0	6	1138	12	3	2	15	2	58	1236	92.1	
	C	0	12	8	1123	73	105	6	6	2	1335	84.2	
	G	0	6	0	4	377	5	1	0	0	393	96.0	

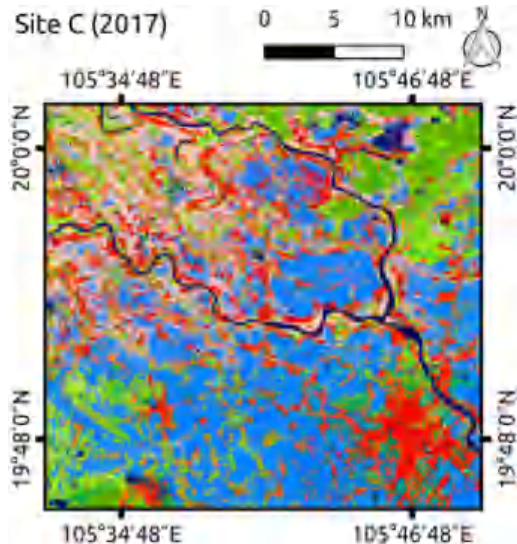
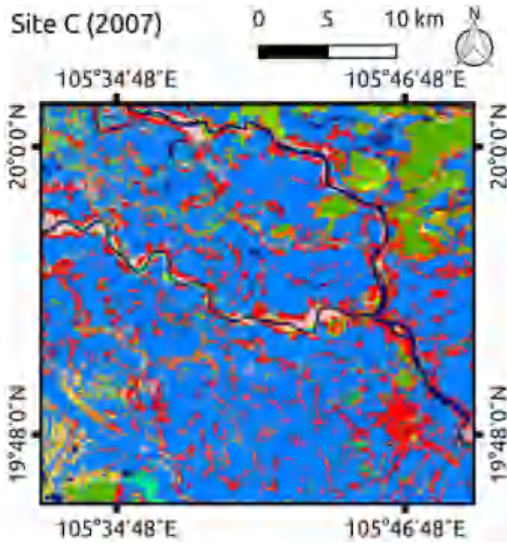
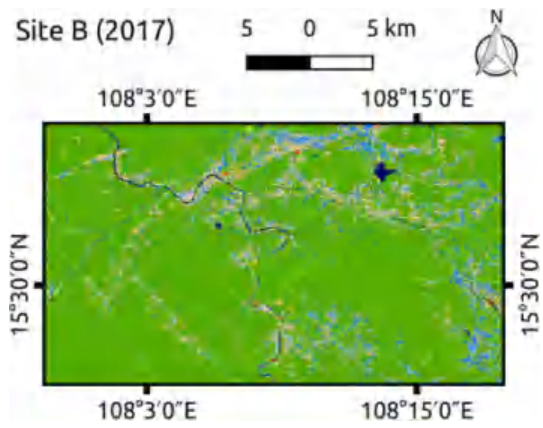
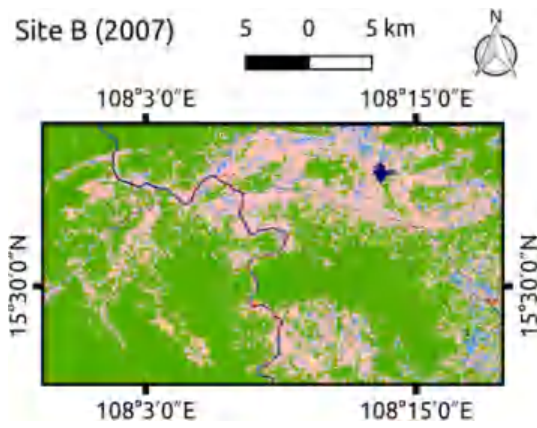
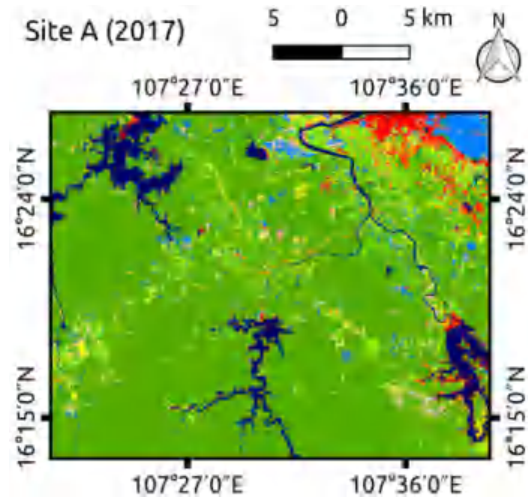
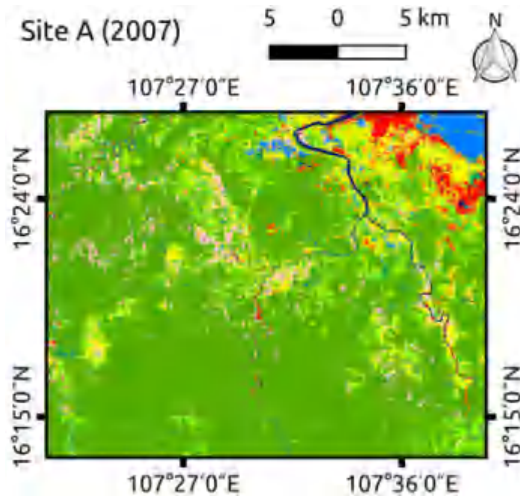
O	0	8	2	34	11	637	0	45	0	737	86.5
B	0	7	0	1	1	1	496	0	0	506	98.1
F	1	0	1	0	1	60	0	986	0	1049	94.0
M	23	0	16	0	2	0	0	0	495	536	92.4
Total	668	1044	1172	1238	499	886	520	1039	566	7632	91.8
UA (%)	96.5	96.3	97.1	90.8	75.6	71.9	95.4	94.9	87.5	89.6	90.5
K <sub>a</sub>	0.02	0.05	0.02	0.02	0.00	0.00	0.01	0.03	0.00	0.15	0.9

**Bảng 3: Đánh giá độ chính xác của các bản đồ LULC năm 2017  
khu vực miền Trung, sử dụng ma trận lỗi**

Loại thảm phủ dự báo												
Loại thảm phủ thực tế		W	U	P	C	G	O	B	F	M	Total	PA (%)
	W	2636	2	1	0	4	0	0	0	2	2645	99.7
	U	0	1799	1	70	58	75	17	0	0	2020	89.1
	P	5	0	2971	17	0	11	0	28	19	3051	97.4
	C	2	33	157	2454	181	171	0	28	48	3074	79.9
	G	84	74	7	107	1821	135	0	46	7	2281	79.9
	O	1	12	4	153	72	765	0	54	8	1069	71.6
	B	12	60	5	16	7	3	1264	0	0	1367	92.5
	F	0	0	8	3	1	10	1	3291	0	3314	99.4
	M	7	3	5	2	2	1	1	22	781	824	94.8
	Total	2747	1983	3159	2822	2146	1171	1283	3469	865	19645	89.4
	UA (%)	96.0	90.8	94.1	87.0	84.9	65.4	98.6	94.9	90.3	89.1	90.6
	K <sub>a</sub>	0.02	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.03	0.00	0.13	0.9

UA: Độ chính xác cho người sử dụng; PA: Độ chính xác của nhà xuất bản; and Ka: Hệ số Kappa; W: Nước;

U: Đô thị; P: Lúa; C: Hoa màu; G: Cò; O: Cây ăn quả; B: Đất trồng; F: Rừng; M: Rừng ngập mặn.



*Hình 5: Các địa điểm được lựa chọn để phát hiện thay đổi LULC trong giai đoạn 2007-2017 ở miền Trung Việt Nam; Địa điểm A, B và C lần lượt thuộc các tỉnh Thừa Thiên Huế, Quảng Nam và Thanh Hóa.*

#### 4. THẢO LUẬN

Khu vực miền Trung có thảm phủ phân mảnh và phức tạp đã trải qua những thay đổi nhanh chóng và rộng lớn trong giai đoạn 2007 đến 2017. Để quan sát sự chuyển đổi sử dụng đất ở miền Trung do sự chuyển đổi kinh tế xã hội gần đây, ba địa điểm thử nghiệm đã được chọn. Các địa điểm thử nghiệm lần lượt là các địa điểm A, B và C tại các tỉnh Thừa Thiên Huế, Quảng Nam và Thanh Hóa (Hình 6). Tại khu vực A, một số hồ chứa đã được xây dựng, đó là một hiện tượng phổ biến ở miền Trung. Những hồ chứa này đã chuyển đổi một số vùng cây ăn quả sang nước mặt trong khi một số khu rừng lân cận được chuyển sang trồng trọt. Phát hiện này phù hợp với phân tích vệ tinh khác [15] và có thể giải thích tại sao vườn cây giảm trong khi đất trồng trọt tăng trong một vài thập kỷ gần đây. Vị trí B minh họa một sự thay đổi từ đất trồng trọt sang đất rừng, đây là kết quả của chính sách gần đây do chính phủ ban hành nhằm trồng lại rừng ở một số vùng của Việt Nam thông qua việc cung cấp các nguồn lực tài chính và kỹ thuật [16]. Mức tăng diện tích rừng này cũng trùng khớp với phân tích từ vệ tinh khác [17] và thống kê nhân khẩu học [18] cho thấy diện tích rừng tăng thêm 1.696 triệu ha trên quy mô quốc gia từ năm 2005 đến 2015. Vị trí C trình bày sự thay đổi của lúa sang trồng trọt hoặc đô thị lên khu vực. Điều này có thể giải thích sự suy giảm của các cánh đồng lúa và sự gia tăng của các vùng trồng trọt trong khu vực. Một lý do khác cho việc giảm ruộng lúa có thể là từ chuyển đổi sang nuôi trồng thủy sản vì năng suất lúa giảm do sự xâm nhập của nước mặn.

Khu vực miền Trung đã trải qua những thay đổi lớn, đặc biệt là sự suy giảm của các cánh đồng lúa và sự gia tăng của mặt nước nội địa có thể được phát hiện dễ dàng dựa trên nghiên cứu này. Những thay đổi này có thể đã tạo ra các hệ sinh thái mới chưa từng có tác động đến

sự phát triển bền vững môi trường và an ninh lương thực. Kết quả cho thấy hơn 21 con đập khổng lồ đã được xây dựng tại các con sông ở thượng nguồn (ví dụ: Hương, Vu Gia -Thu Bồn, Đông Nai và Sre Pok) và nhiều dự án khác hiện đang được lên kế hoạch. Những con đập này có thể chặn trầm tích lơ lửng từ các khu vực thượng nguồn, có thể gây xói mòn bờ biển quy mô lớn và mất đất. Ngoài ra, việc xây dựng các đập thượng nguồn hạn chế dòng chảy hạ lưu dẫn đến mực nước tại các cửa sông giảm, trong khi mực nước biển dự kiến sẽ tăng. Điều này cũng có thể dẫn đến xói mòn nghiêm trọng và xâm nhập mặn nghiêm trọng ở vùng thấp, sau đó là sự mở rộng ảnh hưởng của độ mặn đến tăng trưởng và năng suất của cây như lúa, và chuyển đổi lúa gạo sang nuôi trồng thủy sản hoặc các vùng đất khác dẫn đến giảm năng suất lúa. Do Việt Nam là nước xuất khẩu gạo lớn thứ hai trên thế giới, sản xuất lương thực trong nước và thương mại gạo quốc tế có thể gặp rủi ro trừ khi chiến lược phát triển bền vững được xem xét trong tương lai gần.

#### 5. KẾT LUẬN

Áp lực từ các hoạt động của con người lên hệ thống LULC đất ở miền Trung đang gia tăng do quá trình phát triển kinh tế xã hội nhanh chóng. Trong thập kỷ gần đây, các khu vực rừng đã mở rộng đáng kể do những nỗ lực của chính phủ khuyến khích trồng lại bằng cách thay đổi chính sách và cung cấp các nguồn lực kỹ thuật. Tuy nhiên, chất lượng rừng ở miền Trung vẫn còn là một câu hỏi ngỏ và là mối quan tâm lớn trong việc đảm bảo quản lý rừng ở Việt Nam và Mục tiêu phát triển bền vững (SDG). Các khu vực đô thị & cơ sở hạ tầng khác đã mở rộng xung quanh các thành phố đông đúc như Thanh Hóa, Vinh, Huế và Đà Nẵng do sự gia tăng dân số và sự di chuyển của công dân từ nông thôn đến thành thị. Gia tăng dân số cũng đi kèm với nhu cầu về nước,



thủy lợi trong nước và công nghiệp và thủy điện ngày càng tăng, dẫn đến việc mở rộng mặt nước nội địa. Những thay đổi này có thể làm giảm tính bền vững của môi trường, đặc biệt là do xói mòn bờ biển, mất đất và xâm nhập mặn. Những phát hiện về động lực che phủ đất cùng với việc giải thích các yếu tố thúc đẩy có thể cung cấp cho các nhà hoạch định chính sách và cộng đồng các nhà khoa

học dữ liệu đầu vào thích hợp để nghiên cứu và thảo luận thêm về quản lý môi trường đất.

### LỜI CẢM ƠN

Tác giả chân thành gửi lời cảm ơn đến Quỹ học bổng phát triển nguồn nhân lực của Chính phủ Nhật Bản (JDS) đã tài trợ kinh phí thực hiện các hoạt động của nghiên cứu này.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] N. Torbick, D. Chowdhury, W. Salas, and J. Qi, “Monitoring rice agriculture across myanmar using time series Sentinel-1 assisted by Landsat-8 and PALSAR-2,” *Remote Sens.*, 2017.
- [2] J. Dong *et al.*, “Mapping deciduous rubber plantations through integration of PALSAR and multi-temporal Landsat imagery,” *Remote Sens. Environ.*, 2013.
- [3] J. Reiche *et al.*, “Combining satellite data for better tropical forest monitoring,” *Nature Climate Change*. 2016.
- [4] J. D. T. De Alban, G. M. Connette, P. Oswald, and E. L. Webb, “Combined Landsat and L-band SAR data improves land cover classification and change detection in dynamic tropical landscapes,” *Remote Sens.*, 2018.
- [5] T. T. Hoang and K. N. Nasahara, “Phân Tích Biến Động Thảm Phủ Mặt Đất ở Miền Bắc Việt Nam Sử Dụng Dữ Liệu Viễn Thám Phân Giải Cao,” in *Hội thảo khoa học Quốc gia về Khí tượng, Thủy văn, Môi trường và Biến đổi khí hậu*, 2017, no. Vi, pp. 445–451.
- [6] A. R. As-syakur, I. W. S. Adnyana, I. W. Arthana, and I. W. Nuarsa, “Enhanced built-UP and bareness index (EBBI) for mapping built-UP and bare land in an urban area,” *Remote Sens.*, vol. 4, no. 10, pp. 2957–2970, 2012.
- [7] Y. Zha, J. Gao, and S. Ni, “Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery,” *Int. J. Remote Sens.*, vol. 24, no. 3, pp. 583–594, 2003.
- [8] Hongmei Zhao and Xiaoling Chen, “Use of normalized difference bareness index in quickly mapping bare areas from TM/ETM+,” 2005.
- [9] C. J. Tucker, “Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 8, no. 2, pp. 127–150, 1979.
- [10] A. Huete, K. Didan, T. Miura, E. P. Rodriguez, X. Gao, and L. G. Ferreira, “Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices,” *Remote Sens. Environ.*, vol. 83, no. 1–2, pp. 195–213, 2002.
- [11] A. R. Huete, “A soil-adjusted vegetation index (SAVI),” *Remote Sens. Environ.*, vol. 25, no. 3, pp. 295–309, 1988.
- [12] T. J. Jackson *et al.*, “Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans,” in *Remote Sensing of Environment*, 2004.
- [13] S. Hashimoto, T. Tadono, M. Onosato, M. Hori, and T. Moriyama, “Probabilistic land cover classification approach toward knowledge-based satellite data interpretations,” in *International*

*Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2012, pp. 1513–1516.

- [14] S. Hashimoto, T. Tadono, M. Onosato, and M. Hori, “Land use and land cover inference in large areas using multi-temporal optical satellite images,” in *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2013.
- [15] D. D. Khoi and Y. Murayama, “Forecasting areas vulnerable to forest conversion in the tam Dao National Park region, Vietnam,” *Remote Sens.*, vol. 2, no. 5, pp. 1249–1272, 2010.
- [16] E. S. Nambiar, C. E. Harwood, and N. D. Kien, “Acacia plantations in Vietnam: research and knowledge application to secure a sustainable future,” *Southern Forests*. 2015.
- [17] P. Meyfroidt and E. F. Lambin, “Forest transition in Vietnam and its environmental impacts,” *Glob. Chang. Biol.*, 2008.
- [18] FAO, “Global Forest Resources Assessment 2010,” 2010.