

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÂY NGUYÊN**

CAO THỊ HOÀI

**PHÂN TÍCH VÀ DỰ BÁO THAY ĐỔI THẨM PHỦ RỪNG
DƯỚI TÁC ĐỘNG CỦA CÁC NHÂN TỐ TỰ NHIÊN –
KINH TẾ - XÃ HỘI TỈNH ĐẮK NÔNG**

LUẬN ÁN TIẾN SĨ LÂM NGHIỆP

Đắk Lắk, năm 2025

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÂY NGUYÊN**

CAO THỊ HOÀI

**PHÂN TÍCH VÀ DỰ BÁO THAY ĐỔI THẨM PHỦ RỪNG
DƯỚI TÁC ĐỘNG CỦA CÁC NHÂN TỐ TỰ NHIÊN –
KINH TẾ - XÃ HỘI TỈNH ĐẮK NÔNG**

Chuyên ngành: Lâm sinh

Mã số: 9 62 02 05

LUẬN ÁN TIẾN SĨ LÂM NGHIỆP

Người hướng dẫn khoa học: PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương

Đắk Lắk, năm 2025

LỜI CAM ĐOAN

Tôi xin cam đoan rằng luận án Tiến sĩ này được thực hiện trong khuôn khổ Chương trình đào tạo Tiến sĩ tại trường Đại học Tây Nguyên, khóa 2020–2024, là công trình nghiên cứu khoa học do chính tôi thực hiện. Toàn bộ số liệu và kết quả nghiên cứu được trình bày trong luận án là trung thực.

Trong quá trình thực hiện luận án, tôi có kế thừa một phần dữ liệu điểm mẫu thực địa và giá nông sản từ các công trình nghiên cứu trước đây. Trong các công trình này, tôi là một trong những thành viên nòng cốt tham gia thực hiện. Tất cả các dữ liệu được kế thừa đều đã được trích dẫn đầy đủ và ghi rõ nguồn gốc trong nội dung luận án.

Tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về lời cam đoan này

Đắk Lắk, ngày 05 tháng 10 năm 2025

Tác giả

Cao Thị Hoài

LỜI CẢM ƠN

Luận án này được hoàn thành trong quá trình học tập và nghiên cứu tại Trường Đại học Tây Nguyên, chuyên ngành Lâm sinh.

Trước hết, tôi xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc tới Cô giáo PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương – người hướng dẫn khoa học, đã tận tình hướng dẫn, dành nhiều thời gian, tâm huyết và công sức để giúp tôi hoàn thiện luận án này.

Tôi xin chân thành cảm ơn Ban Giám hiệu Trường Đại học Tây Nguyên, Khoa Nông Lâm nghiệp, bộ môn Lâm nghiệp, trung tâm Ứng dụng và Tư vấn kỹ thuật Nông Lâm nghiệp, cùng các giảng viên trẻ trong khoa đã luôn tạo điều kiện và hỗ trợ tôi trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu.

Tôi cũng xin trân trọng cảm ơn Sở Nông nghiệp và Phát triển nông thôn tỉnh Đắk Nông, Chi cục Kiểm lâm tỉnh Đắk Nông, Hạt Kiểm lâm và các đơn vị chủ rừng trên địa bàn hai huyện Đắk Glong và Krông Nô đã hỗ trợ tôi trong công tác thu thập số liệu thực địa và cung cấp dữ liệu thứ cấp cần thiết. Tôi cũng xin cảm ơn sự phối hợp, chia sẻ thông tin từ các đại lý thu mua nông sản và người dân địa phương, những người đã góp phần không nhỏ vào việc hoàn thiện dữ liệu phục vụ nghiên cứu.

Tôi xin gửi lời cảm ơn chân thành đến các đồng nghiệp và cộng sự trong Dự án nghiên cứu PEER và Đề án cấp tỉnh Đắk Nông, đã đồng hành và hỗ trợ tôi trong quá trình thu thập, xử lý dữ liệu. Một phần số liệu điểm mẫu thực địa và giá nông sản được sử dụng trong luận án này được kế thừa từ các Dự án/Đề án nói trên.

Tôi xin bày tỏ sự biết ơn sâu sắc đến gia đình, bạn bè và đồng nghiệp – những người luôn ở bên động viên, hỗ trợ và tạo động lực để tôi hoàn thành quá trình học tập, nghiên cứu này.

Trân trọng cảm ơn!

Đắk Lắk, ngày 05 tháng 10 năm 2025

Tác giả

Cao Thị Hoài

MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN	i
LỜI CẢM ƠN.....	ii
DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT.....	vii
DANH MỤC CÁC BẢNG	x
DANH MỤC CÁC HÌNH, ĐỒ THỊ.....	xii
MỞ ĐẦU	1
1. Sự cần thiết của luận án.....	1
2. Mục tiêu nghiên cứu.....	2
2.1. Mục tiêu tổng quát	2
2.2. Mục tiêu cụ thể.....	3
3. Phạm vi nghiên cứu.....	3
4. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn.....	4
5. Những điểm mới của luận án	5
6. Cấu trúc của luận án	6
CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU	7
1.1. Một số khái niệm sử dụng trong luận án.....	7
1.1.1 Thảm phủ và sử dụng đất.....	7
1.1.2. Biến động thảm phủ sử dụng đất.....	7
1.1.3. Viễn thám và GIS.....	7
1.2. Ứng dụng công nghệ trong phân tích FCC	8
1.2.1. Vai trò của viễn thám trong giám sát tài nguyên rừng.....	8
1.2.2. Ảnh vệ tinh Landsat và tiền xử lý ảnh	9
1.2.3. Phân loại RF và vai trò của chỉ số phổ.....	11
1.2.4. GIS và các công cụ phân tích không gian hỗ trợ FCC.....	13
1.2.5. Ứng dụng tích hợp RS – GIS trong phân tích và giám sát rừng	14
1.3. Các mô hình phân tích không gian FCC và nhân tố tác động.....	16
1.3.1. Phân tích điểm nóng (Hotspot) và các kỹ thuật liên quan	16

1.3.2 Ứng dụng mô hình không gian phân tích mối liên hệ giữa FCC với các nhân tố liên quan	17
1.4. Dự báo FCC	25
1.4.1. Cơ sở lý thuyết và phương pháp mô hình hóa trong dự báo biến động thảm phủ rừng	25
1.4.2. Một số ứng dụng mô hình Markov để dự báo LCLCC.....	27
CHƯƠNG 2 ĐỐI TƯỢNG, NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU	33
2.1. Đối tượng, địa điểm, đặc điểm khu vực nghiên cứu và dữ liệu	33
2.1.1. Đối tượng	33
2.1.2. Địa điểm và đặc điểm khu vực nghiên cứu.....	33
2.1.3. Thu thập dữ liệu	35
2.2. Nội dung nghiên cứu	36
2.2.1. Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023 khu vực nghiên cứu.....	36
2.2.2. Xác định điểm nóng FCC khu vực nghiên cứu.....	36
2.2.3. Phân tích mối quan hệ giữa các nhóm FCC với đặc điểm TN – KT – XH....	36
2.2.4. Dự báo LULCC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH...36	
2.2.5. Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.	36
2.3. Phương pháp nghiên cứu.....	36
2.3.1. Phương pháp luận nghiên cứu.....	36
2.3.2. Phương pháp nghiên cứu cụ thể.....	38
CHƯƠNG 3 KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN.....	60
3.1. Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023	60
3.1.1. Thu thập và tiền xử lý ảnh Landsat giai đoạn 2010 – 2023	60
3.1.2. Đánh giá hiệu quả phân loại LULC năm 2023 sử dụng thuật toán RF với các tổ hợp biến đầu vào khác nhau.	63
3.1.3 Phân loại ảnh Landsat từng năm giai đoạn 2010 – 2022	66
3.1.4. Xây dựng bản đồ LULC từng năm cho cả giai đoạn điều tra.	69

3.1.5. Phân tích LULCC trong giai đoạn 2010 – 2023.	78
3.2. Xác định điểm nóng FCC khu vực nghiên cứu.....	84
3.2.1. Phân tích tương quan không gian và xác định điểm nóng	84
3.2.2. Xây dựng bản đồ điểm nóng FCC từng cặp năm trong giai đoạn điều tra.....	88
3.3. Phân tích mối quan hệ giữa các nhóm biến động lớp phủ rừng với đặc điểm TN – KT – XH	96
3.3.1. Thống kê dữ liệu các nhân tố TN – KT – XH tác động.....	96
3.3.2. Phân tích tác động của các nhân tố TN – KT – XH đến FCC	100
3.4. Dự báo LULCC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố TN – KT - XH	108
3.4.1. Bản đồ đa nhân tố ảnh hưởng (Multi criteria evaluation – MCE).....	108
3.4.2. Đánh giá độ chính xác mô hình dự đoán	111
3.4.3. Dự báo LULCC đến năm 2035	114
3.5. Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.....	122
3.5.1. Nhóm giải pháp quản lý - chính sách.....	122
3.5.2. Nhóm giải pháp kỹ thuật - công nghệ	124
3.5.3. Nhóm giải pháp kỹ thuật lâm sinh	126
3.5.4. Nhóm giải pháp phát triển sinh kế cộng đồng	127
3.5.5. Nhóm giải pháp theo vùng trọng điểm mất rừng	129
KẾT LUẬN, TỒN TẠI VÀ KIẾN NGHỊ	132
Kết luận	132
Tồn tại	134
Kiến nghị	135
DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ	136
TÀI LIỆU THAM KHẢO	137
PHỤ LỤC THÔNG TIN THAY ĐỔI TRONG ĐỀ TÀI	154
Phụ lục 1: Code thu thập ảnh vệ tinh Landsat giải đoán tự động thông qua phương pháp phân loại Random Forests	155

Phụ lục 2: Thông tin cảnh ảnh Landsat sử dụng trong giai đoạn 2010 - 2023 ..	156
Phụ lục 3: Các vị trí mẫu huấn luyện (Vì số lượng mẫu khá lớn nên bảng sẽ hiển thị các số lượng mẫu nhất định). Mẫu đầy đủ trong mã QR.....	157
Phụ lục 4: Code phân loại ảnh Landsat +NDVI, sử dụng thuật toán Random Forest	158
Phụ lục 5: Code phân loại ảnh Landsat +NDVI, NDWI, BSI và DEM, sử dụng thuật toán Random Forest	159
Phụ lục 6. Bảng phỏng vấn	169
Phụ lục 7. Chi tiết mã lệnh R sử dụng để xây dựng và kiểm tra mô hình SEM	172
Phụ lục 8: Bảng Ma trận sai số phân loại của các loại LULC các năm trong giai đoạn điều tra	174
Phụ lục 9. Bản đồ LULC từng năm trong giai đoạn điều tra	177
Phụ lục 10: Ma trận chuyển đổi LULC từng cặp năm trong giai đoạn điều tra (<i>Đơn vị tính: ha</i>)	188
Phụ lục 11: Chi tiết các mẫu Hotpost suy thoái rừng qua từng giai đoạn.....	194
Phụ lục 12. Bản đồ điểm nóng từng cặp năm trong giai đoạn điều tra	201
Phụ lục 13. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố khí hậu.....	210
Phụ lục 14. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố khoảng cách tiếp cận..	211
Phụ lục 15. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố kinh tế xã hội.....	213
Phụ lục 16. Danh sách cán bộ tham gia lấy mẫu thực địa.....	215
Phụ lục 17. Danh sách các cá nhân/đơn vị tham gia phỏng vấn	215
Phụ lục 18. Một số hình ảnh thực địa.....	217

DANH MỤC CÁC TỪ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Giải nghĩa tiếng Việt	Giải nghĩa tiếng Anh
ARD	Dữ liệu đã sẵn sàng để phân tích	Analysis Ready Data
AVE	Phương sai trích trung bình	Average Variance Extracted
BĐKH	Biến đổi khí hậu	
BSI	Chỉ số đất trống	Bare Soil Index
CA–M	Mô hình tế bào tự động – Markov	Cellular Automata–Markov Model
CFI	Chỉ số phù hợp so sánh	Comparative Fit Index
CR	Độ tin cậy tổng hợp	Composite Reliability
DC	Dân cư	
DEM	Mô hình số độ cao	Digital Elevation Model
DLKG	Dữ liệu không gian	
EVI	Chỉ số thực vật nâng cao	Enhanced Vegetation Index
FAO	Tổ chức Nông Lương Liên Hợp Quốc	Food and Agriculture Organization of the United Nations
FCC	Biến động thảm phủ rừng	Forest Cover Change
FSC	Chứng nhận quốc tế quản lý rừng bền vững do Hội đồng Quản lý rừng cấp	Forest Stewardship Council certification
GCI	Chỉ số diệp lục xanh	Green Chlorophyll Index
GDP	Tổng sản phẩm quốc nội	Gross Domestic Product
GEE	Nền tảng phân tích dữ liệu địa lý Google	Google Earth Engine
GNS	Giá nông sản	
GIS	Hệ thống thông tin địa lý	Geographic Information System
GWR	Hồi quy có trọng số theo không gian	Geographically Weighted Regression
K	Hệ số Kappa	Kappa coefficient
KDC	Khoảng cách đến khu dân cư	
KGT	Khoảng cách đến giao thông	
KNN	Khoảng cách đến đất nông nghiệp	
KT-XH	Kinh tế – xã hội	
KT-XH-MT	Kinh tế – xã hội – môi trường	
LC	Thảm phủ đất	Land Cover
LM	Lượng mưa	
LS	Ảnh Landsat	
LSNG	Lâm sản ngoài gỗ	

LU	Sử dụng đất	Land Use
LULC	Thảm phủ/sử dụng đất	Land Use/Land Cover
LULCC	Biến động thảm phủ/sử dụng đất	Land Use/Land Cover Change
ML	Học máy	Machine Learning
MLP	Mạng lưới Nơ ron đa lớp	Multi-Layer Perceptron
MN	Mặt nước	Mặt nước
NBR	Chỉ số tỷ lệ cháy chuẩn hóa	Normalized Burn Ratio
MDA	Phân tích dữ liệu đa biến	Multivariate Data Analysis
NDMI	Chỉ số ẩm thực vật	Normalized Difference Moisture Index
NDVI	Chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Chỉ số nước khác biệt chuẩn hóa	Normalized Difference Water Index
ND	Nhiệt độ	
NGTK	Niên giám thống kê	
NIR	Vùng phổ hồng ngoại gần	Near Infrared
NNI	Chỉ số láng giềng gần nhất	Nearest Neighbor Index
OA	Độ chính xác toàn cục	Overall Accuracy
PA	Độ chính xác người sản xuất	Producer's Accuracy
PES	Chi trả dịch vụ môi trường rừng	Payment for Environmental Services
PLS	Bình phương nhỏ từng phần	Partial Least Squares
PTNT	Phát triển nông thôn	
PRA	Đánh giá nông thôn có sự tham gia	Participatory Rural Appraisal
RBTX	Rừng bán thường xanh	
RF	Thuật toán rừng ngẫu nhiên	Random Forest
RK	Rừng khộp	
RMSEA	Sai số gần đúng trung bình bình phương	Root Mean Square Error of Approximation
RS	Viễn thám	Remote Sensing
RTG	Rừng trồng	
RTN	Rừng tự nhiên	
RTX	Rừng thường xanh	
SAVI	Chỉ số thảm thực vật điều chỉnh đất	Soil Adjusted Vegetation Index
SDN	Số doanh nghiệp đang hoạt động	
SR	Phản xạ bề mặt	Surface reflectance
SEM	Mô hình phương trình cấu trúc	Structural Equation Modeling
SRMR	Sai số căn trung bình bình phương chuẩn hóa phần dư	Standardized Root Mean Square Residual

SRTM		Shuttle radar topography mission
SVM	Máy vector hỗ trợ	Support Vector Machine
TIRS	Bộ cảm biến hồng ngoại nhiệt	Thermal Infrared Sensor
THCS	Trung học cơ sở	
TN-KT-XH	Tự nhiên – kinh tế – xã hội	
TP	Thành phố	
UA	Độ chính xác người sử dụng	User's Accuracy
UBND	Ủy ban nhân dân	
UTM	Hệ quy chiếu UTM	Universal Transverse Mercator
USGS	Cục khảo sát địa chất Hoa Kỳ	<u>United States Geological Survey</u>
WGS 84	Hệ tọa độ thế giới xây dựng năm 1984	World Geodetic System 1984
χ^2/df	Tỷ lệ Chi-square trên bậc tự do	Chi-square per degree of freedom

DANH MỤC CÁC BẢNG

Bảng 1.1. Thông tin các kênh ảnh Landsat 5 SR Tier 1	9
Bảng 1.2. Thông tin các kênh ảnh Landsat 7 SR Tier 1	10
Bảng 1.3. Thông tin các kênh ảnh Landsat 8 SR Tier 1	11
Bảng 2.1. Bảng thông tin thu thập ảnh vệ tinh Landsat	39
Bảng 2.2. Các chỉ số được sử dụng trong nghiên cứu	40
Bảng 2.3. Bảng mô tả mẫu khóa của từng lớp phủ	41
Bảng 2.4. Bảng số lượng điểm mẫu cho từng lớp phủ từng năm trong giai đoạn	42
Bảng 2.5. Ma trận sai số phân loại	44
Bảng 2.6. Bảng đánh giá độ chính xác phân loại dựa vào hệ số K	45
Bảng 2.7. Dung lượng mẫu thu thập dữ liệu sơ cấp bằng phương pháp phỏng vấn bán định hướng	49
Bảng 2.8. Các biến sử dụng trong mô hình SEM	51
Bảng 2.9. Các chỉ số phù hợp và tiêu chí được sử dụng để đánh giá SEM	52
Bảng 2.10. Khung logic nghiên cứu của luận án	59
Bảng 3.1. Ma trận sai số phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI năm 2023	63
Bảng 3.2. Ma trận sai số phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI, BSI, NDWI 2023	63
Bảng 3.3. So sánh độ chính xác phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI và Landsat+NDVI, DEM, BSI và NDWI năm 2023	64
Bảng 3.4. Độ chính xác toàn bộ và hệ số K của các kết quả phân loại	67
Bảng 3.5. Kết quả thống kê diện tích của các loại lớp phủ huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô giai đoạn 2010 – 2023	74
Bảng 3.6. Ma trận biến động giai đoạn 2010 - 2011	79
Bảng 3.7. Ma trận biến động giai đoạn 2010 – 2023	79
Bảng 3.8. Kết quả phân tích cụm không gian (Hot Spot Analysis) của LULCC (Giai đoạn 2010 – 2023)	87
Bảng 3.9. Thống kê giá trị các biến phụ thuộc	97

Bảng 3.10. Giá trị các biến độc lập dựa vào niên giám thống kê	98
Bảng 3.11. Giá trị biến giá nông sản dựa vào niên giám thống kê kết hợp với thông tin thị trường và phỏng vấn	98
Bảng 3.12. Giá trị các biến dựa vào tính toán.....	99
Bảng 3.13. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố khí hậu	101
Bảng 3.14. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố khoảng cách tiếp cận	104
Bảng 3.15. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố KT-XH	105
Bảng 3.16. Mô tả tác động của các yếu tố TN - KT - XH đến FCC.....	106
Bảng 3.17. Đối chiếu diện tích phân loại và diện tích mô hình ước tính.....	113
Bảng 3.18. Kết quả dự báo LULCC từ năm 2023 – 2035	114
Bảng 3.19. Ma trận biến động giai đoạn 2023 - 2035.....	118
Bảng 3.20. Kết quả phân tích hotspot giai đoạn 2023 - 2035	119

DANH MỤC CÁC HÌNH, ĐỒ THỊ

Hình 2.1. Vị trí khu vực nghiên cứu huyện Đắk Glong và Krông Nô – tỉnh Đắk Nông	33
Hình 2.2. Đánh giá biến động LULC sau phân loại.....	46
Hình 2.3. Sơ đồ thể hiện mối liên hệ giữa các biến trong mô hình SEM	51
Hình 2.4. Sơ đồ tiến trình nghiên cứu	58
Hình 3.1. Ảnh Landsat trước và sau lọc mây	61
Hình 3.2. Ảnh các chỉ số và DEM của khu vực nghiên cứu năm 2023	62
Hình 3.3. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2010.....	70
Hình 3.4. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2015.....	71
Hình 3.5. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2020.....	72
Hình 3.6. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2023.....	73
Hình 3.7. Biểu đồ biến động RTN huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô qua các năm trong giai đoạn 2010 – 2023.....	75
Hình 3.8. Biến động LULC giai đoạn 2010 – 2023	80
Hình 3.9. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2011	91
Hình 3.10. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2012 - 2013	92
Hình 3.11. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2017 - 2018	93
Hình 3.12. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2022 – 2023	94
Hình 3.13. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2023	95
Hình 3.14. Hình vùng mẫu điểm nóng phóng đại	96
Hình 3.15. Hình minh họa bản đồ thảm phủ khu vực nghiên cứu giai đoạn 2010 – 2023	97

Hình 3.16. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố khí hậu lên sự biến động RTN .	101
Hình 3.17. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố khoảng cách tiếp cận đến biến động RTN.....	104
Hình 3.18. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố KT-XH lên sự biến động đất RTN	106
Hình 3.19: Bản đồ phân cấp các nhân tố ảnh hưởng	110
Hình 3.20. Ảnh MCE của các nhân tố ảnh hưởng	111
Hình 3.21. Kết quả so sánh độ chính xác ảnh phân loại 2023 và ảnh dự báo năm 2023	113
Hình 3.22. Biểu đồ đánh giá diện tích mô hình dự báo và kết quả phân loại LULC năm 2023	114
Hình 3.23. Bản đồ dự báo LCLC huyện Đắk Glong và Krông Nô năm 2035.....	117
Hình 3.24. Bản đồ dự báo điểm nóng FCC năm 2035	121

MỞ ĐẦU

1. Sự cần thiết của luận án

Rừng là thành phần thiết yếu của hệ sinh thái toàn cầu, đóng vai trò quan trọng trong bảo tồn đa dạng sinh học, điều hòa khí hậu và duy trì các dịch vụ sinh thái cho con người (Ahmed & Lemessa, 2024; FAO, 2020). Tuy nhiên, trong nhiều thập kỷ qua, tốc độ mất rừng ở quy mô toàn cầu tiếp tục gia tăng do áp lực kép từ phát triển kinh tế, biến đổi khí hậu (BĐKH) và các yếu tố chính trị – xã hội (Curtis et al., 2018; Hansen et al., 2013).

Hiện nay, mặc dù diện tích rừng đã có xu hướng phục hồi một phần nhờ các chính sách trồng và bảo vệ rừng, tình trạng suy giảm diện tích và chất lượng rừng vẫn diễn ra, đặc biệt ở các khu vực có tiềm năng phát triển nông lâm nghiệp như Tây Nguyên (Hau Nguyen-Quoc et al., 2025; Nguyễn Thị Thanh Hương, 2022). Tỉnh Đắk Nông là một ví dụ điển hình với diện tích rừng tự nhiên (RTN) lớn, nhưng chịu áp lực cao từ di cư tự do, mở rộng cây công nghiệp, xây dựng thủy điện và quản lý đất đai còn nhiều bất cập. Các giải pháp bảo vệ rừng hiện nay chủ yếu tập trung vào xử lý vi phạm và khoanh nuôi phục hồi; trong khi thiếu các công cụ giám sát – dự báo tích hợp yếu tố tự nhiên – kinh tế - xã hội (TN – KT – XH) (Bui & Vu, 2023; Nguyen et al., 2020).

Trong bối cảnh đó, ứng dụng công nghệ viễn thám (Remote sensing - RS) và hệ thống thông tin địa lý (Geographic Information System - GIS) đã trở thành yêu cầu tất yếu trong phân tích và dự báo biến động thảm phủ rừng (Forest cover change – FCC). Chuỗi dữ liệu Landsat với độ phân giải 30 m, thời gian quan sát dài hạn và khả năng tích hợp trên nền tảng điện toán đám mây như Google Earth Engine (GEE) là nguồn dữ liệu hiệu quả cho giám sát và phân tích FCC (Zhu et al., 2024; Wulder et al., 2019; Belgiu & Drăguț, 2016). Các thuật toán học máy như Random Forest (RF) đã chứng minh khả năng nâng cao độ chính xác phân loại (Breiman, 2001), trong khi mô hình Cellular Automata – Markov (CA_M) cho phép dự báo xu hướng biến động không gian theo thời gian (Wang & Maduako, 2018).

Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu FCC hiện nay vẫn tập trung chủ yếu vào yếu tố sinh thái hoặc kỹ thuật RS, chưa tích hợp đầy đủ các yếu tố kinh tế – xã hội (KT – XH) (như dân số, cơ sở hạ tầng, giá nông sản, khoảng cách đến khu dân cư, chính sách đất đai...) – vốn có ảnh hưởng trực tiếp và gián tiếp đến biến động rừng (Zaman-ul-Haq, 2024; Ahmadzai et al., 2023; Phạm Thị Luận et al., 2022; Hasan, 2019). Đặc biệt, các nghiên cứu ứng dụng mô hình phương trình cấu trúc (Structural Equation Modeling – SEM) nhằm lượng hóa đồng thời tác động trực tiếp và gián tiếp của các nhân tố TN – KT – XH đến FCC vẫn còn hạn chế tại Việt Nam, trong khi đây là phương pháp mạnh để phân tích mối quan hệ nhân quả đa chiều (Schumacker et al., 2022; Lee, 2015). Việc tích hợp SEM với dữ liệu RS–GIS sẽ góp phần làm rõ cơ chế tác động, đồng thời nâng cao độ tin cậy trong dự báo và hoạch định giải pháp quản lý (Zhu et al., 2024).

Do đó, nghiên cứu *“Phân tích và dự báo thay đổi thảm phủ rừng dưới tác động của các nhân tố tự nhiên – kinh tế – xã hội tỉnh Đắk Nông”* được thực hiện nhằm bổ sung khoảng trống học thuật quan trọng nói trên. Nghiên cứu không chỉ đóng góp về mặt lý thuyết – phương pháp (tích hợp RS–GIS, học máy, mô hình SEM và CA_M) mà còn mang ý nghĩa thực tiễn trong việc nhận diện điểm nóng mất rừng, xây dựng kịch bản dự báo biến động LULC và đề xuất các giải pháp quản lý rừng dựa trên cơ sở khoa học. Đây là đóng góp cấp thiết cho tỉnh Đắk Nông nói riêng và khu vực Tây Nguyên nói chung trong bối cảnh biến đổi khí hậu và áp lực phát triển kinh tế – xã hội ngày càng gia tăng.

2. Mục tiêu nghiên cứu

2.1. Mục tiêu tổng quát

Áp dụng phương pháp tiếp cận tổng hợp trong đánh giá thảm phủ sử dụng đất (Land use land cover – LULC) dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH, từ đó dự báo LULC trong tương lai dưới tác động của đa nhân tố, làm cơ sở khoa học và thực tiễn để đề xuất các giải pháp quản lý bảo vệ rừng tại khu vực nghiên cứu.

2.2. Mục tiêu cụ thể

Trên cơ sở mục tiêu tổng quát đã được xác định, mục tiêu cụ thể của nghiên cứu bao gồm:

- i) Phân tích biến động thảm phủ sử dụng đất (Land use land cover change – LULCC) giai đoạn 2010 – 2023 sử dụng ảnh vệ tinh đa thời gian;
- ii) Phân tích tương quan không gian xác định được các điểm nóng FCC tại khu vực nghiên cứu giai đoạn 2010 – 2023;
- iii) Phân tích và xác định các nhân tố TN – KT – XH tác động đến FCC tại khu vực nghiên cứu trong giai đoạn điều tra;
- iv) Dự báo xu hướng LULC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố đã được xác định;
- v) Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng trên cơ sở các kết quả nghiên cứu đã đạt được.

3. 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).

- **Giới hạn kiểu rừng chính:** Rừng thường xanh (RTX), Rừng bán thường xanh (RBTX), rừng khộp (RK) và rừng trồng (RTG).

- **Giới hạn thảm phủ:** RTX, RBTX, RK, RTG, Cao su (CAOSU), đất nông nghiệp (NN), đất khác (DKH), dân cư (DC) và mặt nước (MN).

- **Giới hạn các nhân tố TN - KT - XH:** Trong khuôn khổ luận án thực hiện trong giai đoạn 2010 – 2023, cũng như xét đến những hạn chế về dữ liệu và khả năng tiếp cận nguồn thông tin chính thức, một số nhân tố được lựa chọn đại diện để phân tích trong nghiên cứu này bao gồm: Nhiệt độ (ND); lượng mưa (LM); Khoảng cách đến đất nông nghiệp (KNN); Khoảng cách đến khu dân cư (KDC); Khoảng cách đến đường giao thông (KGT); số lượng DC (bao gồm cả dân cư tại chỗ và di dân tự do); Giá nông sản chính (GNS); Số doanh nghiệp đang hoạt động (SDN). Các nhân tố này

phản ánh cả điều kiện tự nhiên (ND, LM) – ảnh hưởng trực tiếp đến cấu trúc, phân bố rừng (Ahmed & Lemessa, 2024; Nguyen et al., 2020) và các động lực KT – XH: áp lực chuyển đổi từ đất nông nghiệp, dân cư và di cư, hạ tầng giao thông, biến động giá nông sản và hoạt động doanh nghiệp. Đây đều là những yếu tố đã được nhiều nghiên cứu xác định là tác nhân quan trọng của biến động rừng ở các vùng nhiệt đới (Phạm Thị Luận et al., 2022; Hasan, 2019; Curtis et al., 2018).

- **Giới hạn thời gian:** Nghiên cứu phân tích LULCC và tác động của các nhân tố TN – KT – XH lên FCC giai đoạn 2010 – 2023; dự báo LULCC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố đã xác định.

4. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn

4.1. Ý nghĩa khoa học

Luận án đề xuất một phương pháp tiếp cận tích hợp, kết hợp dữ liệu ảnh vệ tinh quang học đa phổ, đa thời gian; GIS; mô hình SEM và các thuật toán học máy nhằm phân tích và dự báo LULCC dưới tác động của các yếu tố TN – KT – XH. Việc kết hợp đồng thời các công cụ phân tích hiện đại và truyền thống cho phép đánh giá định lượng tác động của nhiều yếu tố, đồng thời làm rõ các mối quan hệ nhân quả tiềm ẩn và cơ chế thúc đẩy mất rừng ở quy mô không gian cụ thể.

Ngoài ra, nghiên cứu cũng ứng dụng các thuật toán học máy (Machine Learning - ML) như RF và mô hình không gian CA_M nhằm nâng cao độ chính xác trong phân loại và xây dựng kịch bản dự báo LULC theo thời gian.

Các cách tiếp cận này không chỉ góp phần đổi mới phương pháp luận trong nghiên cứu FCC theo hướng định lượng, không gian hóa và dự báo, mà còn mở rộng hướng ứng dụng mô hình SEM trong lĩnh vực phân tích sử dụng đất và tài nguyên thiên nhiên – vốn còn ít được khai thác tại Việt Nam.

4.2. Ý nghĩa thực tiễn

Luận án không chỉ góp phần làm sáng tỏ quy luật LULC theo thời gian, mà còn xác định các nhóm yếu tố tác động chính thông qua mô hình SEM. Việc nhận diện và lượng hóa vai trò của từng yếu tố giúp làm rõ nguyên nhân dẫn đến mất rừng, đồng thời đề xuất các giải pháp quản lý bảo vệ rừng trên cơ sở khoa học và thực tiễn.

Kết quả nghiên cứu có thể hỗ trợ các cơ quan quản lý địa phương trong việc ra quyết định dựa trên những bằng chứng, hướng đến mục tiêu phát triển bền vững và thích ứng với BĐKH tại khu vực nghiên cứu.

Đặc biệt, bằng cách tích hợp dữ liệu chuỗi thời gian với mô hình hóa không gian, nghiên cứu đã xây dựng được dự báo xu hướng LULCC đến năm 2035 dưới tác động của đa nhân tố đã được xác định dựa trên các bằng chứng khoa học. Các kết quả này mang lại giá trị ứng dụng rõ rệt cho thực tiễn:

- Cung cấp dữ liệu không gian (DLKG) – thời gian chi tiết, cập nhật và khả năng dự báo, hỗ trợ cơ quan quản lý ra quyết định trên cơ sở khoa học, phù hợp với bối cảnh địa phương.

- Xác định các khu vực biến động cao (hotspots), giúp ưu tiên bố trí nguồn lực, tổ chức giám sát – tuần tra và triển khai các biện pháp bảo vệ rừng hiệu quả hơn.

- Làm cơ sở đầu vào góp phần cho công tác quy hoạch sử dụng đất, bảo tồn đa dạng sinh học và phát triển KT - XH theo hướng bền vững.

- Đề xuất các giải pháp quản lý rừng phù hợp theo vùng, có cân nhắc đến đặc thù KT - XH và các động lực tác động đã được lượng hóa.

5. Những điểm mới của luận án

Luận án có những đóng góp mới cả về nội dung và phương pháp, cụ thể bao gồm:

- (1) Tích hợp giữa RS–GIS, học máy, mô hình SEM và CA_M tạo nên một hệ phương pháp liên ngành – đa chiều, phù hợp với yêu cầu mô hình hóa FCC tại Việt Nam;

- (2) Luận án áp dụng tiếp cận hệ thống và tích hợp trong phân tích LULCC dưới tác động một cách định lượng của các yếu tố TN – KT – XH;

- (3) Phân loại ảnh vệ tinh Landsat đa thời gian bằng thuật toán học máy RF, sử dụng tổ hợp các chỉ số phổ NDVI (Normalized Difference Vegetation Index – Chỉ số khác biệt chuẩn hóa thực vật), BSI (Bare Soil Index – Chỉ số đất trống), NDWI (Normalized Difference Water Index – Chỉ số khác biệt chuẩn hóa nước) và dữ liệu mô hình số độ cao (Digital Elevation Model - DEM) để nâng cao độ chính xác phân

loại và phân tích điểm nóng (Hotspot) bằng các chỉ số tương quan không gian như Getis-Ord G_i^* để xác định vùng có xu hướng mật rừng cao.

6. Cấu trúc của luận án

Luận án có 153 trang với 20 Bảng và 24 hình. Gồm có: Phần Mở đầu (06 trang), Chương 1: Tổng quan các vấn đề nghiên cứu (27 trang), Chương 2: Đối tượng, nội dung và phương pháp nghiên cứu (27 trang), Chương 3: Kết quả nghiên cứu và thảo luận (72 trang), Kết luận và kiến nghị (04 trang), Danh mục các công trình công bố liên quan (01 trang), Tài liệu tham khảo (16 trang) và phần Phụ lục.

CHƯƠNG 1

TỔNG QUAN VẤN ĐỀ NGHIÊN CỨU

1.1. Một số khái niệm sử dụng trong luận án

1.1.1 Thảm phủ và sử dụng đất

Thảm phủ (Land Cover – LC) là lớp phủ vật lý, sinh học trên bề mặt Trái Đất như rừng, nước, công trình nhân tạo... – kết quả của quá trình tự nhiên và tác động con người. Sử dụng đất (Land Use – LU) phản ánh mục đích con người khai thác đất đai như nông nghiệp, lâm nghiệp, đô thị hay bảo tồn (Foley et al., 2005; Turner II et al., 2007).

LC có thể quan sát trực tiếp từ ảnh RS, còn LU cần phân tích ngữ cảnh và dữ liệu phụ trợ. Kết hợp LC và LU giúp hiểu rõ cấu trúc – chức năng cảnh quan (Mashala et al., 2023).

1.1.2. Biến động thảm phủ sử dụng đất

LULCC là quá trình thay đổi về diện tích, cơ cấu hoặc chức năng của các loại hình thảm phủ và sử dụng đất theo thời gian, bao gồm cả chuyển đổi (từ loại này sang loại khác, ví dụ rừng sang nông nghiệp) và sửa đổi (thay đổi trong cùng loại do quản lý hoặc biến động môi trường) (Loures, 2019). Đây là hiện tượng tất yếu trong mối quan hệ giữa con người và tự nhiên, nhưng khi diễn ra với tốc độ nhanh và quy mô lớn sẽ tạo ra những hệ quả nghiêm trọng đối với hệ sinh thái và phát triển bền vững.

Trên phạm vi toàn cầu, LULCC được xem là một trong những nguyên nhân chính gây suy thoái tài nguyên, mất đa dạng sinh học và làm trầm trọng hơn BĐKH (Rametsteiner, 2022). Sự suy giảm rừng do mở rộng nông nghiệp, khai thác khoáng sản và đô thị hóa đã làm thay đổi mạnh mẽ cấu trúc cảnh quan và chất lượng môi trường sống. Điều này đặt ra yêu cầu cấp thiết về quản lý và sử dụng tài nguyên theo hướng bền vững, đảm bảo đáp ứng nhu cầu của thế hệ hiện tại mà không ảnh hưởng đến các thế hệ tương lai (UNCCD, 2022).

1.1.3. Viễn thám và GIS

RS là công nghệ thu nhận thông tin về các đối tượng và hiện tượng trên bề mặt Trái Đất mà không cần tiếp xúc trực tiếp, thông qua cảm biến đặt trên vệ tinh, máy bay hoặc UAV. RS sử dụng bức xạ điện từ (ánh sáng nhìn thấy, hồng ngoại, vi sóng...) để ghi nhận đặc tính vật lý của bề mặt, từ đó cung cấp dữ liệu định lượng, khách quan và liên tục phục vụ nghiên cứu và giám sát tài nguyên thiên nhiên (Lillesand et al., 2014; Campbell & Wynne, 2011).

GIS là tập hợp các công cụ và phương pháp cho phép thu thập, quản lý, phân tích và hiển thị dữ liệu không gian cùng dữ liệu thuộc tính liên quan. GIS giúp tích hợp nhiều nguồn thông tin, mô hình hóa các mối quan hệ không gian và hỗ trợ ra quyết định trong quy hoạch, quản lý tài nguyên và môi trường (Longley et al., 2015).

Sự kết hợp RS và GIS tạo nên nền tảng quan trọng trong nghiên cứu LULCC, cho phép vừa cung cấp dữ liệu đầu vào từ RS, vừa phân tích – mô hình hóa trong GIS, từ đó nâng cao hiệu quả giám sát, dự báo và quản lý tài nguyên rừng ở nhiều quy mô không gian và thời gian.

1.2. Ứng dụng công nghệ trong phân tích FCC

1.2.1. Vai trò của viễn thám trong giám sát tài nguyên rừng

Nhờ sự phát triển của cảm biến, dữ liệu mở và nền tảng xử lý lớn, RS ngày nay cung cấp nguồn ảnh đa dạng từ độ phân giải thấp đến siêu cao, đáp ứng nhu cầu nghiên cứu ở nhiều quy mô không gian – thời gian (Li & Wei, 2025; Aleissae et al., 2022; Wang et al., 2022; Li et al., 2018).

Trong lâm nghiệp, viễn thám đã chứng minh hiệu quả trong theo dõi FCC, đánh giá đa dạng sinh học, định lượng tài nguyên (trữ lượng, sinh khối, carbon), lập bản đồ lớp phủ và hỗ trợ quy hoạch sử dụng đất với chi phí thấp, độ bao phủ rộng và cập nhật liên tục (Wulder & Coops, 2014; Xie et al., 2008). Ảnh độ phân giải cao hữu ích cho nghiên cứu cấu trúc rừng ở quy mô nhỏ; ảnh trung bình như Landsat thích hợp phân tích biến động rừng và LULC ở cấp vùng; ảnh thấp như MODIS phù hợp giám sát FCC ở quy mô quốc gia – toàn cầu (Roy et al., 2014).

Nhiều nghiên cứu gần đây tiếp tục khẳng định giá trị của RS trong giám sát LULCC tại những khu vực địa hình phức tạp như Tây Nguyên, bao gồm tỉnh Đắk

Nông (Chen et al., 2023; Nguyen et al., 2022; Phạm Bảo Sơn, 2021). Với khả năng cung cấp thông tin nhanh, chính xác và liên tục, RS ngày càng trở thành công cụ không thể thiếu trong quản lý và bảo tồn rừng hiện đại.

1.2.2. Ảnh vệ tinh Landsat và tiền xử lý ảnh

Với chuỗi quan sát liên tục trong hơn 50 năm, độ phân giải không gian 30m và dải đa phổ rộng (multispectral), ảnh vệ tinh Landsat đã trở thành nguồn dữ liệu quan trọng trong các nghiên cứu giám sát tài nguyên rừng và phân tích LULCC trên toàn cầu nhờ khả năng quan sát liên tục, độ bao phủ toàn cầu và độ phân giải không gian – thời gian phù hợp. Các vệ tinh Landsat 5 TM, 7 ETM+ và 8 OLI/TIRS cung cấp chuỗi dữ liệu dài hạn, thích hợp cho phân tích định lượng và mô hình hóa lớp phủ (USGS, 2023). Từ Landsat 1 (1972) đến Landsat 9, các thế hệ đều duy trì độ phân giải 30 m, trong đó Landsat 8–9 đạt độ chính xác phổ cao hơn nhờ cảm biến hiện đại (OLI, TIRS) và các dải bổ sung như Coastal Aerosol, Cirrus (Wulder et al., 2019; Roy et al., 2014).

Từ năm 2017, USGS cung cấp bộ dữ liệu Analysis Ready Data (ARD) cho Landsat 4–8, đã hiệu chỉnh hoàn toàn và sẵn sàng cho phân tích không gian-thời gian, phù hợp với mô hình dự báo FCC (Dwyer et al., 2018). Trong nghiên cứu rừng, dữ liệu Landsat thường sử dụng mức SR (Surface Reflectance) Tier 1 — đã hiệu chỉnh khí quyển, hình học, định vị — đảm bảo chất lượng cho phân tích đa thời gian (USGS, 2023). Ảnh Landsat cũng được tích hợp trên nền tảng GEE, cho phép xử lý hàng loạt mà không cần tải cục bộ (Gorelick et al., 2017).

Nhờ những cải tiến trong xử lý ảnh và sự hỗ trợ từ nền tảng như GEE, việc sử dụng ảnh Landsat trong nghiên cứu LULCC đã trở nên linh hoạt, hiệu quả và phù hợp với các nghiên cứu với đặc điểm địa hình, thời tiết và che phủ mây phức tạp như khu vực Tây Nguyên.

Nhờ cải tiến xử lý và hỗ trợ từ GEE, việc ứng dụng Landsat trong phân tích LULCC trở nên linh hoạt và phù hợp với khu vực có địa hình, khí hậu và mây phức tạp như Tây Nguyên. Trong nghiên cứu này, dữ liệu Landsat 5 TM, 7 ETM+, và 8 OLI/TIRS thuộc nhóm SR Tier 1 được thu thập trên GEE, đã được USGS hiệu chỉnh bằng thuật toán LEDAPS (cho TM/ETM+) và LaSRC (cho OLI/TIRS) để đảm bảo

độ chính xác phổ và hình học (Dwyer et al., 2018; Roy et al., 2014). Ảnh SR Tier 1 được sử dụng trực tiếp cho phân tích LULCC, với bước lọc mây và bóng mây xử lý bằng QA bands và thuật toán masking trên GEE. Đặc điểm các thể hệ Landsat sử dụng trong nghiên cứu được trình bày tại Bảng 1.1–1.3.

Bảng 1.1. Thông tin các kênh ảnh Landsat 5 SR Tier 1

Kênh	Tỷ lệ	Bước sóng (μm)	Mô tả
B1	0.0001	0.45-0.52	Blue (xanh dương)
B2	0.0001	0.52-0.60	Green (xanh lá cây)
B3	0.0001	0.63-0.69	Red (đỏ)
B4	0.0001	0.77-0.90	NIR (near infrared - Hồng ngoại gần)
B5	0.0001	1.55-1.75	SWIR 1 (shortwave infrared 1 - Hồng ngoại sóng ngắn 1)
B6	0.1	10.40-12.50	Kênh nhiệt. Kênh này, trong khi ban đầu được thu thập với độ phân giải 120m/pixel (60m/pixel cho Landsat 7), band tần này đã được lấy thành 30m sử dụng phương pháp tích chập khối (cubic convolution)
B7	0.0001	2.08-2.35	SWIR 2 (shortwave infrared 2 - Hồng ngoại sóng ngắn 2)

(Nguồn: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LT05_C01_T1_ANNUAL_RAW)

Bảng 1.2. Thông tin các kênh ảnh Landsat 7 SR Tier 1

Kênh	Tỷ lệ	Bước sóng (μm)	Mô tả
B1	0.0001	0,45 – 0,52	Xanh dương
B2	0.0001	0,52 – 0,60	Xanh lục
B3	0.0001	0,63 – 0,69	Đỏ
B4	0.0001	0,77 – 0,90	Cận hồng ngoại
B5	0.0001	1,55 – 1,75	Hồng ngoại sóng ngắn 1
B6_VCID_1	0.0001	10,40 – 12,50	Hồng ngoại nhiệt độ thấp 1. Dải tần này có dải động mở rộng và độ phân giải đo bức xạ thấp hơn (độ nhạy), với độ bão hoà thấp hơn ở các giá trị Số kỹ thuật (DN) cao. Được lấy mẫu lại từ 60 phút thành 30 phút.
B6_VCID_2	0.0001	10,40 – 12,50	Hồng ngoại nhiệt có độ khuếch đại cao 1. Dải tần này có độ phân giải (độ nhạy) đo bức xạ cao hơn, mặc dù có dải động hạn chế hơn. Được lấy mẫu lại từ 60 phút thành 30 phút.
B7	0.0001	2,08 – 2,35	Hồng ngoại sóng ngắn 2
B8	0.0001	0,52 – 0,90	Panchromatic

Kênh	Tỷ lệ	Bước sóng (μm)	Mô tả
QA_pixel		Không có	Landsat Collection 2 OLI/TIRS QA Bitmask

Nguồn: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LE07_C02_T1?hl=vi

Bảng 1.3. Thông tin các kênh ảnh Landsat 8 SR Tier 1

Kênh	Tỷ lệ	Bước sóng (μm)	Mô tả
B1	0.0001	0.435-0.451	Ultra blue (Cực xanh)
B2	0.0001	0.452-0.512	Blue (Xanh dương)
B3	0.0001	0.533-0.590	Green (Xanh lá cây)
B4	0.0001	0.636-0.673	Red (đỏ)
B5	0.0001	0.851-0.879	NIR (Near infrared - Hồng ngoại gần)
B6	0.0001	1.566-1.651	SWIR 1 (Shortwave infrared 1 - Hồng ngoại sóng ngắn 1)
B7	0.0001	2.107-2.294	SWIR 2 (Shortwave infrared 2 - Hồng ngoại sóng ngắn 2)
B8	0.0001	0,52 – 0,90	Băng tần 8 đơn sắc
B9	0.0001	1,36 – 1,38	Cirrus
B10	0.1	10.60-11.19	Kênh nhiệt. Kênh này, trong khi ban đầu được thu thập với độ phân giải 100m/pixel, đã được lấy mẫu lại thành 30m sử dụng phương pháp tích chập khối (cubic convolution)
B11	0.0001	11.50-12.51	Kênh nhiệt. Kênh này, trong khi ban đầu được thu thập với độ phân giải 100m/pixel, đã được lấy mẫu lại thành 30m sử dụng phương pháp tích chập khối (cubic convolution)
QA_pixel		Không có	Landsat Collection 2 OLI/TIRS QA Bitmask

Nguồn: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_LC08_C02_T1?hl=vi

1.2.3. Phân loại RF và vai trò của chỉ số phổ

Sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ RS, đặc biệt là khả năng truy cập miễn phí dữ liệu vệ tinh như Landsat và Sentinel, đã thúc đẩy việc giám sát và cập nhật LULC trên quy mô lớn. Tuy nhiên, độ chính xác phân loại phụ thuộc vào nhiều yếu tố bao gồm điều kiện địa phương và phương pháp xử lý. Trong đó, nền tảng điện toán đám mây Cirrus được xem là có khả năng tích hợp một cách hiệu quả các thuật toán ML trong nghiên cứu tài nguyên rừng (Gorelick et al., 2017).

Các thuật toán truyền thống như ISODATA, K-Means hay Maximum Likelihood vẫn được sử dụng, nhưng các thuật toán ML như Random Forest (RF) và Support Vector Machine (SVM) ngày càng chiếm ưu thế nhờ khả năng xử lý dữ liệu phi tuyến và ổn định trước nhiễu phổ (Belgiu & Drăguț, 2016; Rodriguez-Galiano et al., 2012). Ở Việt Nam, Huong N.T.T và cộng sự (2020) ghi nhận SVM cho độ chính xác cao hơn RF nhưng thời gian xử lý gấp 5 lần, khiến RF phù hợp hơn cho các nghiên cứu quy mô lớn.

Thuật toán RF (Breiman, 2001) xây dựng nhiều cây quyết định bằng kỹ thuật “bagging”, chọn ngẫu nhiên tập biến tại mỗi nút để giảm tương quan và tổng hợp kết quả bằng bỏ phiếu đa số. RF không yêu cầu giả định phân phối dữ liệu, ít bị overfitting và cho phép đánh giá tầm quan trọng của biến (Belgiu & Drăguț, 2016). Tại Việt Nam, RF đã chứng minh hiệu quả vượt trội trong phân loại ảnh, ước lượng sinh khối và giám sát rừng (Cao Thị Hoài & Nguyễn Thị Thanh Hương, 2024; Phạm Bảo Sơn, 2021; Huong N.T.T et al., 2022, 2021, 2020, 2018).

Hiệu quả RF phụ thuộc lớn vào lựa chọn biến đầu vào, trong đó các chỉ số phổ như NDVI, NDWI, NDMI và BSI được dùng phổ biến để phân biệt lớp phủ thực vật, độ ẩm và đất trống (USGS, 2023; Gorelick et al., 2017). Việc kết hợp các chỉ số này với các band gốc và dữ liệu địa hình giúp tăng đáng kể độ chính xác (Cao et al., 2023; Cai et al., 2022; Pham et al., 2020). Rodriguez-Galiano và cộng sự. (2012) cho thấy độ chính xác tăng từ 78% lên 87% khi bổ sung NDVI và SAVI; Belgiu & Drăguț (2016) xác định NDVI và NBR là chỉ số quan trọng nhất; Pham và cộng sự (2020) ghi nhận tích hợp NDVI, EVI và DEM giúp tăng độ chính xác lên trên 85%; Cao và cộng sự (2023) chỉ ra GCI giúp phân biệt rõ RTN và RTG; trong khi NBR và SAVI thể hiện hiệu quả ở khu vực cháy rừng hoặc nền đất khô (Key & Benson, 2006); NDMI hỗ trợ tốt trong phân biệt độ ẩm bề mặt (Nguyễn Thế Hiển et al., 2025; Gao, 1996).

Tổng hợp các kết quả cho thấy, việc kết hợp RF với tập biến phổ phù hợp giúp nâng cao độ chính xác phân loại LULC, giảm ảnh hưởng của mây và địa hình — đặc biệt hiệu quả trong điều kiện khí hậu nhiệt đới như Việt Nam. Trong luận án này, RF

được áp dụng để phân loại ảnh RS, kết hợp ảnh Landsat với các chỉ số NDVI, NDWI, BSI và dữ liệu DEM nhằm tối ưu hiệu quả phân loại.

Trong khuôn khổ luận án này, thuật toán phân loại RF được sử dụng để phân tích dữ liệu ảnh RS thành lập bản đồ LULC. Dữ liệu đầu vào dùng để phân loại không chỉ bao gồm ảnh vệ tinh mà còn được tích hợp với một số chỉ số thông dụng như NDVI, NDWI, BSI cùng dữ liệu DEM nhằm nâng cao hiệu quả phân loại.

1.2.4. GIS và các công cụ phân tích không gian hỗ trợ FCC

GIS giữ vai trò then chốt trong xử lý, phân tích và trực quan hóa DLKG. Hệ thống này không chỉ quản lý dữ liệu có cấu trúc mà còn hỗ trợ các phân tích phức tạp như chồng lớp, phân vùng, thống kê theo khu vực và trích xuất thuộc tính theo không gian – thời gian.

Trong nghiên cứu rừng và cảnh quan, GIS đã phát triển từ công cụ quản lý bản đồ nền thành nền tảng phân tích đa chức năng. Cụ thể, GIS cho phép: (i) xác định và theo dõi biến động LULC theo địa hình và đặc tính đất; (ii) tích hợp dữ liệu môi trường, kinh tế – xã hội và chính sách; (iii) mô hình hóa các chỉ số không gian như mật độ, mức độ phân mảnh, tính kết nối, hoặc khoảng cách đến hạ tầng; (iv) trực quan hóa qua bản đồ 2D, 3D, webGIS, nâng cao khả năng chia sẻ thông tin; và (v) kết nối với dữ liệu thời gian thực từ cảm biến, UAV hoặc dữ liệu lớn để cảnh báo sớm cháy rừng, mất rừng. Nhờ đó, GIS ngày nay trở thành công cụ không thể thiếu trong phân tích mối quan hệ giữa biến động thảm phủ với các yếu tố TN – KT – XH, đồng thời cung cấp cơ sở khoa học và trực quan cho quản lý tài nguyên, quy hoạch sử dụng đất và ra quyết định phát triển bền vững (Phạm Bảo Sơn, 2021).

Các phần mềm phổ biến như ArcGIS, QGIS, R (gói *raster*, *sf*, *spatialreg*) và Python (*geopandas*, *rasterio*) được ứng dụng rộng rãi trong phân tích FCC nhờ khả năng tự động hóa xử lý, mô hình hóa và hiển thị dữ liệu theo thời gian, nâng cao hiệu quả và độ chính xác (Colven & Thomson, 2018). Khi tích hợp với dữ liệu RS, GIS trở thành công cụ mạnh mẽ trong phát hiện biến động, lập bản đồ phân loại và theo dõi xu hướng thay đổi không gian – thời gian trong hệ sinh thái rừng nhiệt đới.

Trong khuôn khổ luận án này, ArcGIS và phần mềm mã nguồn mở R được sử dụng để phân tích LULCC, xác định điểm nóng và định lượng các yếu tố ảnh hưởng đến biến động thảm phủ rừng.

1.2.5. Ứng dụng tích hợp RS – GIS trong phân tích và giám sát rừng

Việc kết hợp giữa công nghệ RS và GIS ngày càng đóng vai trò trung tâm trong các nghiên cứu về LULCC. Hai công nghệ này có tính bổ trợ cao: RS cung cấp nguồn DLKG rộng lớn, được cập nhật thường xuyên và mang tính khách quan; trong khi đó, GIS đóng vai trò là công cụ tích hợp, xử lý, phân tích và trực quan hóa dữ liệu theo không gian và thời gian. Sự phối hợp chặt chẽ giữa RS và GIS đã tạo ra nền tảng mạnh mẽ cho việc giám sát tài nguyên rừng, lập bản đồ hiện trạng, cập nhật nhanh, đồng thời phân tích các xu hướng biến động cảnh quan, rừng.

Từ cuối những năm 1980 cho đến nay, RS và GIS đã được ứng dụng ngày càng nhiều trong quản lý tài nguyên rừng nhằm đáp ứng nhu cầu quản lý, giám sát trước các thách thức ngày càng cao như mất rừng, sa mạc hóa và đô thị hóa. Nhờ khả năng cung cấp thông tin chính xác, tiết kiệm chi phí và dễ mở rộng quy mô, RS–GIS đã được ứng dụng cả trong các lĩnh vực ngoài lâm nghiệp như khảo cổ học, dân số, giao thông, y tế cộng đồng, các cơ quan chính phủ,...(Almalki et al., 2022; Laze, 2022; Huong N.T.T. et al., 2021, 2020; Sandker, 2021; Xu et al., 2020; Pettorelli et al., 2014).

Không chỉ dừng lại ở việc giám sát bề mặt, RS và GIS còn giúp mở rộng phạm vi phân tích sang các mối quan hệ đa chiều, bao gồm mối liên hệ giữa FCC với các yếu tố TN – KT – XH và chính sách quản lý tài nguyên. Li và cộng sự (2018), Wang và cộng sự (2022) đã chứng minh rằng RS–GIS còn là nền tảng cho mô hình hóa các nguyên nhân và hệ quả của hiện tượng suy thoái rừng. Đặc biệt, trong các nghiên cứu tại vùng nhiệt đới, sự tích hợp này tỏ ra đặc biệt hữu ích trong việc phát hiện điểm nóng suy thoái, đánh giá hiệu quả bảo tồn, cũng như xác định các khu vực ưu tiên cho can thiệp quản lý và phục hồi.

Trong bối cảnh công nghệ phát triển nhanh chóng, việc tích hợp RS–GIS ngày càng mở rộng phạm vi ứng dụng từ giám sát sang dự báo LULCC, đặc biệt tại các

quốc gia đang phát triển – nơi có hệ sinh thái rừng nhạy cảm như vùng nhiệt đới (Zhang et al., 2023; Xu et al., 2022; N.T.T. Hương et al., 2020). Fassnacht và cộng sự (2024) cũng nhấn mạnh vai trò thiết yếu của RS trong kiểm kê rừng, theo dõi đa dạng sinh học, phân tích khí hậu và đạt các mục tiêu phát triển bền vững. Krawczyk và Wężyk (2023) đã sử dụng RS để tìm hiểu phân bố loài chim quý hiếm; trong khi đó Zhao và cộng sự (2023), Yang và cộng sự (2013) đã ứng dụng RS trong phân tích khí hậu toàn cầu. Đặc biệt, Goetz và cộng sự (2015), Pettorelli và cộng sự (2014) đã chứng minh tiềm năng kết hợp dữ liệu RS với điều tra thực địa trong đánh giá đa dạng sinh học, hỗ trợ chính sách khí hậu và theo dõi hiệu quả các chương trình REDD+.

Ở cấp độ toàn cầu, việc ứng dụng công nghệ viễn thám và GIS đã làm thay đổi căn bản cách tiếp cận trong quản lý tài nguyên rừng. FAO (2020) đã sử dụng dữ liệu RS để xây dựng bản đồ rừng toàn cầu, cung cấp thông tin cập nhật và đáng tin cậy cho các nhà hoạch định chính sách. Tương tự, Kumar (2011) khẳng định RS là công cụ then chốt trong xây dựng bức tranh toàn cảnh về biến động tài nguyên, từ đó định hướng chính sách đầu tư hiệu quả hơn cho công tác bảo tồn.

Tại Việt Nam, RS–GIS đã được ứng dụng trong các chu kỳ kiểm kê rừng từ thập niên 80 và ngày càng phát huy vai trò thiết yếu của chúng. Ở cấp độ khu vực và địa phương, nhiều nghiên cứu đã chứng minh vai trò không thể thiếu của sự phối hợp này trong các nghiên cứu liên quan đến tài nguyên rừng (Cao Thị Hoài & Nguyễn Thị Thanh Hương (2024), Lê Quang Toàn (2021), Nguyễn Thị Thanh Hương et al., (2021, 2020, 2019, 2018), Nguyễn Thị Thanh Hương & Ngô Thị Thùy Phương (2019), Trần Quang Bảo et al., (2017) ở Vĩnh Cửu – Đồng Nai, Nguyễn Văn Thị et al., (2016) tại lưu vực Hương Sơn). Đáng chú ý, các nghiên cứu của Nguyễn T.T. Hương và cộng sự (2022, 2018) đã tiên phong trong việc định lượng đa dạng loài cây gỗ bằng cách liên kết các chỉ số đa dạng sinh học (Shannon, Simpson) với dữ liệu phổ phản xạ từ ảnh vệ tinh, mở rộng tiềm năng của RS–GIS trong phân tích cấu trúc quần xã thực vật và đề xuất các giải pháp bảo tồn phù hợp theo vùng sinh thái. Những nghiên cứu này đã chứng minh hiệu quả của RS–GIS trong lập bản đồ hiện trạng rừng, định lượng tài

nguyên rừng, đa dạng sinh học, chi trả dịch vụ môi trường rừng (Payment for Ecosystem Services - PES) và hỗ trợ quy hoạch phát triển KT - XH.

Có thể thấy, trong bối cảnh BĐKH và nhu cầu bảo tồn ngày càng cấp thiết, RS–GIS ngày càng khẳng định vai trò là công cụ trung tâm trong quản trị tài nguyên rừng bền vững và ứng phó với các thách thức toàn cầu.

1.3. Các mô hình phân tích không gian FCC và nhân tố tác động

1.3.1. Phân tích điểm nóng (Hotspot) và các kỹ thuật liên quan

Phân tích điểm nóng (Hotspot analysis) là một trong những phương pháp quan trọng trong nghiên cứu không gian nhằm phát hiện các khu vực có mức độ thay đổi hoặc hoạt động cao bất thường so với các khu vực xung quanh. Về bản chất, điểm nóng được định nghĩa là những khu vực mà tại đó sự xuất hiện của một hiện tượng vượt trội một cách có ý nghĩa thống kê so với phân bố ngẫu nhiên kỳ vọng trong không gian (Anselin, 1995; Getis & Ord, 1992). Kỹ thuật này cho phép nhận diện các mô hình phân bố không gian không ngẫu nhiên, từ đó làm sáng tỏ mối quan hệ không gian và đặc điểm cấu trúc của hiện tượng nghiên cứu. Trong nghiên cứu rừng và FCC, kỹ thuật này giúp xác định các vùng có tốc độ mất rừng nhanh, vùng bị suy thoái sinh thái nghiêm trọng hoặc các khu vực có nguy cơ cao cần ưu tiên phục hồi và quản lý.

Thông qua việc so sánh mật độ hiện tượng tại một địa điểm với giá trị trung bình của các vùng lân cận, phân tích điểm nóng giúp xác định các khu vực có mức độ tập trung cao (hotspots – điểm nóng) hoặc thấp (coldspots – điểm lạnh). Kết quả phân tích cung cấp nền tảng định lượng quan trọng để nhận diện vùng ưu tiên can thiệp, đánh giá động lực không gian và hỗ trợ ra quyết định trong quản lý tài nguyên và quy hoạch phát triển.

Có nhiều phương pháp trong phân tích điểm nóng, có thể kể đến như phương pháp NNI (Nearest Neighbor Index – Chỉ số láng giềng gần nhất), chỉ số Getis-Ord G_i^* , chỉ số Moran's I và Geary's C (Global Spatial Autocorrelation),... mỗi phương pháp đều có những ưu nhược điểm riêng (Li et al., 2007; Karlström & Ceccato, 2002). Tùy theo điều kiện thực tế, mục tiêu nghiên cứu và dữ liệu thu thập được, người dùng có thể áp dụng phương pháp phù hợp. Với mục tiêu và điều kiện của nghiên cứu này,

lựa chọn Gettis-Ord G_i^* là phương pháp phù hợp nhất bởi lẽ: Xác định được vị trí cụ thể các điểm nóng biến động rừng; Có kiểm định ý nghĩa thống kê rõ ràng (Ord & Getis, 1995); Kết quả phù hợp để tích hợp vào các bước phân tích nguyên nhân và dự báo sau này. Các nghiên cứu gần đây cũng áp dụng thành công phương pháp này để xác định điểm nóng mất rừng (Gebrehiwot et al., 2021; Singh & Yan, 2021).

Chỉ số Getis-Ord G_i^* : là chỉ số thống kê không gian giúp xác định các cụm điểm nóng (hotspot) và điểm lạnh (coldspot), tức các vùng có giá trị cao hoặc thấp hơn đáng kể so với giá trị trung bình của vùng lân cận. Khác với Moran's I mang tính toàn cục, G_i^* có khả năng xác định các vùng có ý nghĩa cục bộ, đặc biệt hữu ích trong phát hiện điểm nóng về mất rừng hoặc cháy rừng (Ord & Getis, 1995).

Các kỹ thuật trên thường được tích hợp trong môi trường GIS hoặc các phần mềm chuyên dụng như ArcGIS, QGIS (với các plugin như Hotspot Analysis hoặc SAGA), cũng như các gói phần mềm phân tích không gian trong R (ví dụ như spdep, spatstat).

1.3.2 Ứng dụng mô hình không gian phân tích mối liên hệ giữa FCC với các nhân tố liên quan

1.3.2.1. Phân tích mối liên hệ giữa FCC với các nhân tố liên quan

Trong bối cảnh nghiên cứu hiện đại, phân tích mối quan hệ giữa các biến số địa lý và dữ liệu RS, như LULCC (bao gồm FCC), đòi hỏi sự kết hợp các phương pháp thống kê và phân tích không gian tiên tiến. Cách tiếp cận này giúp làm rõ tác động đa chiều của các yếu tố TN – KT – XH, đồng thời nâng cao khả năng dự báo biến động tài nguyên. Các kỹ thuật như tự tương quan không gian, hồi quy không gian, mô hình SEM và học máy (RF, SVM,...) đã cho thấy hiệu quả rõ rệt trong việc giải thích và mô phỏng các quá trình phức tạp trong quản lý tài nguyên – môi trường (Belgiu & Drăguț, 2016; Galiano et al., 2012). Đồng thời, việc tích hợp công nghệ RS, GIS với các công cụ phân tích thống kê – không gian đã và đang trở thành xu hướng trong nghiên cứu biến động tài nguyên, đặc biệt là trong lĩnh vực phân tích và dự báo FCC. Trong luận án này, các công cụ chính được lựa chọn bao gồm: phần

mềm R kết hợp với ArcGIS Pro version 10.6 để thực hiện các phân tích không gian, tự tương quan, mô hình cấu trúc SEM và trực quan hóa bản đồ.

R được ưu tiên nhờ khả năng xử lý dữ liệu lớn, linh hoạt trong phân tích mô hình thống kê đa biến và hỗ trợ hiệu quả các phân tích không gian phức tạp mà các phần mềm như SAS, SPSS hay STATA còn hạn chế. Trong khi ArcGIS đảm nhiệm vai trò quản lý và hiển thị DLKG (như bản đồ LULC, FCC), thì R thực hiện các phân tích chuyên sâu như kiểm định mô hình SEM, hồi quy không gian và đo lường tự tương quan (Moran's I, Getis-Ord Gi*). Việc tích hợp R với GIS tạo nên chuỗi xử lý dữ liệu hiệu quả, giúp đánh giá toàn diện tác động của các yếu tố TN – KT – XH đến FCC, đồng thời hỗ trợ xây dựng chính sách sử dụng đất và quản lý tài nguyên bền vững trong bối cảnh BĐKH.

Phương pháp phân tích đa biến (MDA - Multivariate Data Analysis) là công cụ thống kê quan trọng cho phép đánh giá đồng thời nhiều biến số, từ đó cung cấp một bức tranh toàn diện về mối quan hệ giữa các yếu tố tác động đến FCC (Sarstedt, 2019). Tuy nhiên, trong những trường hợp mối quan hệ giữa các yếu tố không chỉ đơn thuần là tuyến tính hoặc quan sát trực tiếp, thì SEM là phương pháp tiên tiến hơn, được sử dụng để mở rộng phân tích MDA (Sarstedt, 2019). SEM không chỉ phân tích các mối quan hệ giữa các biến quan sát mà còn giữa các biến tiềm ẩn (latent variables), cho phép mô hình hóa các quan hệ nhân – quả phức tạp và tác động gián tiếp giữa các yếu tố TN – KT – XH đến FCC. Nhờ khả năng xử lý đồng thời nhiều mối quan hệ tuyến tính và phi tuyến, SEM đã được ứng dụng rộng rãi trong các nghiên cứu liên quan đến phân tích hệ thống đất đai, sử dụng tài nguyên và biến động lớp phủ (Schumacker et al., 2022; Kline, 2015).

Trong nghiên cứu tài nguyên rừng, việc khám phá mối quan hệ tiềm ẩn giữa rừng và các áp lực hiện hành cũng như xu thế tương lai là cơ sở quan trọng để xây dựng các chiến lược quản lý và bảo vệ rừng bền vững. Phân tích mô hình không gian trong sử dụng đất rừng, kết hợp với khảo sát FCC và các yếu tố tác động, là một yêu cầu cấp thiết nhằm hiểu rõ động lực thay đổi và định hướng quy hoạch phù hợp trong bối cảnh BĐKH và phát triển KT-XH (Park & Lee, 2018).

1.3.2.2. Sử dụng mô hình SEM trong phân tích mối liên hệ giữa FCC với các nhân tố liên quan

SEM được ứng dụng rộng rãi trong các nghiên cứu thuộc lĩnh vực khoa học xã hội do khả năng phân tích và so sánh mối quan hệ giữa nhiều yếu tố, cũng như xác định sự khác biệt trong tác động giữa chúng (Lee, 2015; Zhou, T., 2011). Các nghiên cứu như Jang và Kim (2012) đã tiến hành đánh giá tác động của mật độ phát triển đối với giá trị của các loại thảm phủ khác nhau, trong khi Asadi và cộng sự (2014) khám phá tác động của các yếu tố (kinh tế, xã hội và môi trường (KT – XH – MT) đối với sự biến đổi của đất trồng trọt. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu trước đây tập trung sử dụng dữ liệu mặt cắt thay vì dữ liệu chuỗi thời gian và thiếu phân tích không gian toàn diện.

Sử dụng SEM trong việc phân tích FCC giúp xác định các yếu tố ảnh hưởng đến FCC. Các nghiên cứu trước cũng chỉ ra SEM thể hiện khả năng vượt trội trong việc ước lượng mối quan hệ nhân - quả phức tạp giữa nhiều biến số và giải thích cả tác động trực tiếp lẫn gián tiếp giữa các biến quan sát và tiềm ẩn (Kline, 2015; Lee & Lim, 2011). Đặc biệt, mối liên hệ giữa các biến được minh họa thông qua các sơ đồ cấu trúc (path diagrams) giúp làm rõ cấu trúc mô hình và hỗ trợ diễn giải kết quả phân tích một cách trực quan và dễ hiểu hơn (Lee et al., 2013).

Nghiên cứu gần đây của Park và Lee (2018) đã áp dụng phân tích không gian và các yếu tố tác động nhằm đánh giá các mục tiêu phát triển rừng bền vững trong vùng Civilian Control Zone ở Hàn Quốc, qua đó xác định được các yếu tố có ảnh hưởng đến sự FCC theo không gian. Trong khi đó, các nghiên cứu như của Lee (2015) và Zhou (2011) đã sử dụng mô hình SEM để phân tích các mối quan hệ giữa các yếu tố KT - XH trong bối cảnh phát triển khu vực. Kết quả từ các nghiên cứu này cho thấy SEM có thể lượng hóa các mối quan hệ tiềm ẩn và trực tiếp giữa các biến, giúp xác định rõ độ mạnh – yếu của từng tác nhân trong hệ thống, với R^2 dao động từ 0.53 đến 0.78, tùy thuộc từng nhóm yếu tố. Điều này cho thấy SEM là công cụ phù hợp để phân tích các hệ thống có tính đa chiều và tương tác phức hợp, đặc biệt khi đánh giá

tác động đồng thời của nhiều yếu tố đến FCC và sử dụng đất – vốn là vấn đề có tính liên ngành và không gian rõ rệt.

Trong các nghiên cứu gần đây tại Đông Nam Á, SEM – đặc biệt là PLS (Partial Least Squares – Bình phương từng phần nhỏ nhất) - SEM đã được áp dụng để làm rõ các đường tác động ngầm giữa hoạt động xã hội và cấu trúc rừng, với hệ số đường dẫn lên đến 0,289 (Ma et al., 2023). Tại Việt Nam, Tran và cộng sự (2022) đã áp dụng mô hình không gian GWR (Geographically Weighted Regression – Hồi quy có trọng số theo không gian) để đánh giá biến động FCC tại Tây Nguyên, đạt khả năng giải thích cao với R^2 từ 0,729 đến 0,894. Ngoài ra, Zhang và cộng sự (2023) sử dụng SEM để xác định ảnh hưởng đặc tính đất lên chỉ số cạnh tranh của loài *Pinus mongolica* với hệ số trực tiếp là 0,30, và gián tiếp là 0,61. Những kết quả này cho thấy SEM là công cụ hiệu quả để phân tích các mối quan hệ nhân quả phức tạp giữa TN – KT – XH và FCC.

Tuy nhiên, một hạn chế phổ biến trong các nghiên cứu trước đây chủ yếu sử dụng dữ liệu mặt cắt thời gian thay vì chuỗi thời gian dài hạn, đồng thời thiếu phân tích không gian toàn diện. Điều này đặt ra một hướng nghiên cứu mới, đó là việc tích hợp DLKG – thời gian vào các mô hình SEM nhằm phân tích đồng thời cả yếu tố không gian và thời gian, từ đó phản ánh đầy đủ hơn bản chất của các tác động đa chiều đến FCC.

Trong bối cảnh rừng ngày càng chịu tác động phức tạp từ nhiều chiều – bao gồm yếu tố TN – KT – XH thì việc chỉ sử dụng riêng lẻ các công cụ phân tích không gian hay thống kê đa biến đã không còn đáp ứng đủ yêu cầu nghiên cứu hiện đại. Kết hợp giữa DLKG – thời gian thu được từ GIS và RS với các phương pháp phân tích đa biến như SEM là một hướng tiếp cận phù hợp và cần thiết. Cách tiếp cận tích hợp này không chỉ cho phép định lượng mức độ ảnh hưởng của từng yếu tố đến FCC, mà còn giúp khám phá các mối quan hệ nhân quả tiềm ẩn giữa các yếu tố, kể cả gián tiếp, trực tiếp và trung gian. Đây là cơ sở quan trọng để hiểu rõ hơn động lực gây mất rừng, từ đó xây dựng các chiến lược quản lý, bảo tồn rừng hiệu quả và định hướng chính sách phát triển bền vững cho các hệ sinh thái rừng trong tương lai.

1.3.2.3. Các nghiên cứu về mối quan hệ giữa FCC với các nhân tố TN - KT - XH

+ Tổng quan số lượng biến số TN – KT – XH tham gia mô hình

Bên cạnh sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ RS và GIS trong giám sát FCC, nhiều nghiên cứu đã mở rộng cách tiếp cận bằng cách phân tích tác động của các yếu tố KT-XH-MT đến FCC. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu này vẫn tập trung ở quy mô khu vực hoặc xuyên quốc gia, như nghiên cứu của Xu và cộng sự (2019) ở vùng Himalaya; Temesgen và cộng sự (2021) tại khu vực Ethiopia. Chỉ một số ít nghiên cứu tập trung vào quy mô quốc gia hoặc địa phương (Miettinen et al., 2017 tại Indonesia); bên cạnh đó, các nghiên cứu tại Tây Nguyên (Nguyễn Thị Thanh Hương et al., 2018, 2021; Tran et al., 2022) và Đông Bắc Ấn Độ (Ningthoujam et al., 2016) chủ yếu xem xét mối liên hệ giữa FCC với các yếu tố tự nhiên như địa hình, khí hậu, hoặc mức độ tiếp cận giao thông.

Trong khi đó, các yếu tố KT - XH như gia tăng dân số, phát triển nông nghiệp, mức độ tiếp cận thị trường, hay GFNS lại mới chỉ được đề cập một cách hạn chế (Lin et al., 2024). Điều này phản ánh khoảng trống rõ rệt trong các nghiên cứu tích hợp định lượng giữa các yếu tố TN – KT – XH để dự báo xu hướng biến động FCC trong bối cảnh địa phương, đặc biệt là tại các khu vực nhạy cảm với biến động sử dụng đất như Tây Nguyên (Tran et al., 2022).

Kể từ khi dữ liệu Landsat được cung cấp miễn phí (2008) và sự ra đời của nền tảng GEE, các nghiên cứu quy mô lớn về FCC đã gia tăng mạnh mẽ. Các nghiên cứu như Miettinen và cộng sự (2017) đã chứng minh mối liên hệ giữa biến động giá nông sản và mất rừng ở cấp châu lục. Gần đây, Lasko & Becker (2025) sử dụng dữ liệu Landsat-8, MODIS và Sentinel-2 trong giai đoạn 2001–2022 cho năm quốc gia ASEAN, phát hiện nhiều diện tích mất rừng từ phát triển KT-XH, đặc biệt là Campuchia và kế đến là Việt Nam. Nghiên cứu của Nyirarwasa và cộng sự (2024) tại Nyungwe–Kibira (Rwanda–Burundi), Zhang và cộng sự (2023) tại khu vực Tam giác Vàng (Lào–Thái–Myanmar) đã làm rõ hiện tượng phá rừng gắn với các khu vực giáp ranh và thiếu kiểm soát liên quốc gia; tuy nhiên, các nghiên cứu này khó lý giải sự khác biệt nội vùng do thiếu dữ liệu KT–XH quy mô thôn/bản. Ở cấp quốc gia, Li và

cộng sự (2018) sử dụng chuỗi CCI-Land Cover (1992–2015) cho thấy Nam Mỹ mất 11,3 triệu ha rừng nhưng chưa tích hợp biến quy hoạch và thể chế vào mô hình. Nhìn chung, các nghiên cứu quy mô lớn này chủ yếu dựa trên mối quan hệ giữa FCC với các loại thảm phủ khác – là hệ quả của phát triển KT-XH mà chưa có tổng hợp những chỉ số như GDP bình quân hoặc mật độ dân số, trong khi các yếu tố vi mô như quyền sử dụng đất, tín dụng nông thôn hay GNS cụ thể lại chưa được phản ánh đầy đủ, mặc dù những nhân tố này có thể là những nguyên nhân trực tiếp dẫn đến chuyển đổi mục đích sử dụng đất rừng. Ngoài ra số lượng biến hạn chế cũng ảnh hưởng đến khả năng giải thích của mô hình; điển hình, tại Tây Nguyên - Việt Nam, Tran và cộng sự (2022) kết hợp GEE và GWR cho giai đoạn 2000–2020 cho thấy khi bổ sung các biến dân số và GDP, hệ số xác định chỉ cải thiện khá khiêm tốn (R^2 từ 0,52 lên 0,59), cho thấy dữ liệu KT-XH tổng hợp khó giải thích dị biệt vi mô. Tương tự, nghiên cứu của Ningthoujam và cộng sự (2016) sử dụng ba biến KT-XH cơ bản (dân số, mật độ nông hộ, khoảng cách đường) chỉ giải thích <40% biến thiên FCC; trong khi kết quả của Wang và cộng sự (2023) đã cải thiện rõ rệt khi thêm biến thể chế như chỉ số sở hữu đất, R^2 đã tăng lên 0,58, và hệ số đường dẫn (−0,42) vượt xa GDP (−0,27).

Các nghiên cứu tổng quan gần đây cho thấy phần lớn mô hình FCC sử dụng các biến KT-XH đơn giản. Borda-Niño và cộng sự (2019) rà soát 64 nghiên cứu (1990–2017) tại vùng nhiệt đới cho thấy 58% chỉ dùng hồi quy logistic và chỉ 26% có trên 5 biến KT-XH. Phân tích của Tandetzki và cộng sự (2022) đối với 141 mô hình cũng cho thấy 67% chỉ kiểm định đường cong Kuznets môi trường với các biến giới hạn (chủ yếu GDP và mật độ dân số), hiếm khi có giá nông sản hoặc quyền sử dụng đất. Một tổng quan đáng chú ý của Ahmadzai và cộng sự (2023) cho thấy rằng mặc dù các chiến lược và chính sách phục hồi rừng tại Đông Nam Á đã đạt được những kết quả nhất định, song vẫn tồn tại nhiều nguyên nhân sâu xa dẫn đến mất rừng mà chưa được giải quyết toàn diện; cụ thể, nghiên cứu này chỉ ra rằng các yếu tố KT - XH như giá lương thực, mức độ nghèo đói, sự phụ thuộc sinh kế vào rừng và chất lượng quản trị đất đai là những nguyên nhân gián tiếp nhưng đóng vai trò quan trọng trong quá trình suy thoái và mất rừng; tuy nhiên, các yếu tố này chỉ xuất hiện với tỷ

lệ nhỏ trong các nghiên cứu hiện hành, cho thấy một khoảng trống đáng kể trong việc tích hợp các yếu tố phi sinh thái vào mô hình phân tích và dự báo mất rừng; nghiên cứu nhấn mạnh rằng nếu không có cách tiếp cận đa chiều – bao gồm cả góc nhìn KT - XH thì các chính sách phục hồi rừng khó có thể đạt hiệu quả bền vững.

Vì vậy, các nghiên cứu gần đây đã bổ sung bằng chứng quan trọng về vai trò của các động lực kinh tế và thể chế trong việc thúc đẩy FCC, đồng thời cho thấy việc mở rộng bộ biến trong mô hình giúp nâng cao đáng kể khả năng giải thích hiện tượng mất rừng. Tại Lào, nghiên cứu của Phompila và cộng sự (2017) đã tích hợp ảnh Landsat ETM+ với 12 biến KT - XH như mật độ dân số, mật độ đường giao thông, diện tích trồng cao su, quy mô chăn nuôi,... Kết quả cho thấy việc đưa các biến KT-XH vào giúp cải thiện độ phù hợp của mô hình phá rừng, khi hệ số xác định R^2 tăng từ 0,49 lên 0,71. Ở Campuchia, Ling và cộng sự (2022) chỉ ra rằng chính sách giao đất lâm nghiệp cho các doanh nghiệp lớn là nguyên nhân trực tiếp dẫn đến 31% diện tích rừng bị mất trong giai đoạn 2000–2018, nhấn mạnh vai trò chi phối của yếu tố thể chế trong chuyển đổi mục đích sử dụng đất. Tại Nam Mỹ, Wu và cộng sự (2023) sử dụng mô hình đa biến với các yếu tố kinh tế vĩ mô như giá đậu nành, thịt bò và tỷ giá hối đoái để giải thích biến động phá rừng tại Amazon; kết quả cho thấy mô hình giải thích tới 45% biến thiên, cao hơn 18% so với khi chỉ dùng biến khí hậu, nhấn mạnh vai trò chi phối của động lực kinh tế. Về hạ tầng, Baehr và cộng sự (2021) ghi nhận tuyến Trans-Papua làm mất 37% rừng lân cận trong vòng một thập kỷ; trong khi Bebbington (2018) phát hiện việc mở rộng đường tại dãy Andes khiến nguy cơ mất rừng lan sâu hơn 6 km vào các khu bảo tồn. Những nghiên cứu này củng cố vai trò của các yếu tố kinh tế – thể chế và cho thấy nhu cầu mở rộng không gian hóa các biến số trong mô hình phân tích FCC.

Tại Việt Nam, cũng có một số nghiên cứu liên quan xác định một số nhân tố làm suy giảm diện tích rừng như nghiên cứu của Đặng Ngọc Hưng & Hồ Đắc Thái Hoàng (2009) đã phân tích LULCC dọc quốc lộ Hồ Chí Minh khi xây dựng cơ sở hạ tầng giao thông; hay ở Nam Đông (Thừa Thiên-Huế), Phạm Phương Thảo và Trần Nam Thắng (2022) cho thấy vai trò của hạ tầng trong mất rừng. Tại Tây Nguyên,

nghiên cứu của Nguyễn Thị Thanh Hương và cộng sự (2022; 2018, 2011) cũng đã phân tích các nhân tố có thể gây ảnh hưởng đến việc suy giảm diện tích rừng. Tuy vậy các nghiên cứu chủ yếu đề cập đến sự biến động về không gian thảm phủ, hoặc nếu có sử dụng biến xã hội thì cũng chỉ hạn chế ở mức phân tích không gian như KGT, KDC,... ; hầu hết thiếu các phân tích nhân quả trong những nghiên cứu này. +

Mô hình SEM trong phân tích mối quan hệ nhân - quả

Ưu điểm nổi bật của SEM là khả năng mô hình hóa các khái niệm phức tạp không thể đo lường trực tiếp (biến tiềm ẩn), thông qua các biến quan sát có thể đo được từ dữ liệu thực tế. Nhờ đó, SEM ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong nghiên cứu xã hội học (Tarka, 2018), sinh thái học (Park & Lee, 2018; Lam & Maguire, 2012) và nghiên cứu môi trường – sử dụng đất (Sánchez, 2005).

Một số nghiên cứu tiên phong đã bắt đầu ứng dụng mô hình cấu trúc SEM trong đánh giá nguyên nhân – kết quả của LULC như Helming và cộng sự (2011) phân tích tác động chính sách nông nghiệp EU đến sử dụng đất bằng SEM, nhưng không tích hợp DLKG thực; Foster và cộng sự (2024) xây dựng mô hình liên kết giữa BĐKH, mật độ hươu và cấu trúc rừng tại Bắc Mỹ bằng SEM, song không đưa vào yếu tố KT–XH và bỏ qua tự tương quan không gian; Amoah và cộng sự (2024) là một trong những nghiên cứu đầu tiên kết hợp SEM và ảnh Landsat để đánh giá suy giảm rừng tại Ghana, nhưng mới chỉ dùng dữ liệu mặt cắt (năm 2020) và chưa kiểm soát không gian – một yếu tố then chốt khi phân tích dữ liệu ảnh vệ tinh.

Dù SEM là công cụ hữu ích trong phân tích mối quan hệ nhân quả giữa các biến tiềm ẩn (Lee, 2015; Zhou, 2011), nhưng việc ứng dụng SEM trong nghiên cứu FCC còn nhiều hạn chế, đặc biệt trong tích hợp dữ liệu RS, yếu tố không gian và bộ biến KT – XH chi tiết.

Tóm lại, tổng quan số lượng biến số TN – KT – XH tham gia mô hình SEM trong phân tích mối quan hệ nhân - quả cho thấy hai khoảng trống nổi bật hiện nay là: (1) thiếu chuỗi thời gian của các biến KT - XH có tính vi mô như GNS, tín dụng, quyền sử dụng đất, nghèo đói và thể chế – những yếu tố trực tiếp chi phối hành vi sử dụng đất; và (2) thiếu các mô hình SEM không gian–thời gian, vừa xác định mối quan hệ nhân quả, vừa kiểm soát ảnh hưởng không gian (tự tương quan, cụm động lực), đồng thời cho phép dự báo xu hướng biến động FCC trong tương lai. Việc khắc phục

hai khoảng trống này thông qua mô hình tích hợp RS, GIS và phân tích SEM không gian – thời gian sẽ giúp nâng cao năng lực dự báo, hỗ trợ lập kế hoạch sử dụng đất phù hợp thực tiễn, đóng góp cho công tác quản lý tài nguyên rừng bền vững trong bối cảnh BĐKH và phát triển KT - XH.

Từ tổng quan trên có thể thấy, việc ứng dụng mô hình SEM với bộ biến đa dạng, bao gồm cả yếu tố TN – KT – XH, không chỉ khắc phục hạn chế của các phương pháp hồi quy truyền thống mà còn nâng cao năng lực dự báo xu hướng LULCC trong bối cảnh BĐKH và áp lực phát triển KT - XH. Đây chính là điểm mới và giá trị nổi bật của nghiên cứu, góp phần bổ sung bằng chứng khoa học cho quản lý, quy hoạch và phát triển rừng bền vững tại Tây Nguyên cũng như các khu vực có điều kiện tương đồng.

1.4. Dự báo FCC

1.4.1. Cơ sở lý thuyết và phương pháp mô hình hóa trong dự báo biến động thảm phủ rừng

Dự báo FCC đóng vai trò quan trọng trong quản lý tài nguyên rừng, bảo tồn đa dạng sinh học, giảm nhẹ tác động môi trường và hướng đến phát triển KT - XH bền vững. Việc phân tích và dự báo xu hướng biến động sử dụng đất không chỉ giúp các nhà hoạch định chính sách nhận diện sớm các nguy cơ mất rừng mà còn hỗ trợ thiết kế các chiến lược thích ứng và phục hồi rừng hiệu quả trong bối cảnh BĐKH ngày càng phức tạp (FAO, 2020).

Về mặt phương pháp, dự báo FCC hiện nay có thể chia thành hai nhóm chính: (1) các phương pháp thống kê truyền thống như hồi quy đa biến, hồi quy logistic và mô hình chuỗi thời gian (Pontius et al., 2001); và (2) các mô hình động không gian – thời gian, bao gồm Markov, Cellular Automata (CA), tích hợp Cellular Automata_Markov (CA_M) trên nền tảng GIS, cũng như các phương pháp học máy hiện đại như RF, Gradient Boosting và Deep Learning (Li et al., 2023).

Trong số đó, mô hình Markov được sử dụng rộng rãi nhờ khả năng mô phỏng quá trình chuyển đổi giữa các lớp sử dụng đất hoặc thảm phủ rừng dựa trên ma trận xác suất chuyển tiếp. Cụ thể, chuỗi Markov mô tả xác suất chuyển đổi từ lớp sử dụng

đất tại thời điểm t sang một trạng thái khác tại thời điểm $t+1$, với giả định rằng quá trình này chỉ phụ thuộc vào trạng thái hiện tại, không phụ thuộc vào các trạng thái trước đó (Nguyễn Thị Thanh Hương & Ngô Thị Thùy Phương, 2018). Tuy nhiên, điểm hạn chế lớn nhất của Markov là không xem xét đến yếu tố không gian và sự phân bố cục bộ của các quá trình chuyển đổi (Houet & Hubert-Moy, 2006), dẫn đến kết quả mô phỏng không phản ánh đầy đủ đặc điểm phân bố địa lý thực tế.

Để khắc phục hạn chế trên, Markov thường được tích hợp với mô hình CA – một mô hình động mô phỏng sự thay đổi trạng thái không gian theo thời gian dựa trên các quy tắc chuyển tiếp cục bộ. CA hoạt động trên nguyên lý “từ dưới lên” (bottom-up), trong đó không gian được chia thành các ô lưới (cells), và trạng thái của mỗi ô thay đổi dựa trên trạng thái của các ô lân cận (Arsanjani và cộng sự., 2013). Mô hình này đặc biệt hiệu quả trong mô phỏng các quá trình mang tính lan truyền và tương tác cục bộ như mở rộng đô thị, chuyển đổi NN, hoặc suy thoái rừng (Singh, 2003; Torrens & O'Sullivan, 2001).

Sự tích hợp của Markov và CA hình thành mô hình CA_M, cho phép mô phỏng đồng thời cả yếu tố thời gian (thông qua xác suất chuyển tiếp của Markov) và yếu tố không gian (thông qua các quy tắc chuyển tiếp cục bộ của CA). Cách tiếp cận này đã được chứng minh là hiệu quả trong các nghiên cứu mô phỏng LULCC ở nhiều quy mô không gian khác nhau (Nguyễn Thị Thanh Hương & Ngô Thị Thùy Phương, 2018; Behera et al., 2012; Nejadi et al., 2012; Houet & Hubert-Moy, 2006; White & Engelen, 2000). Tuy vậy, CA_M vẫn tồn tại một số giả định đơn giản hóa – đặc biệt là tính đồng nhất của xác suất chuyển tiếp trong không gian và sự thiếu linh hoạt trong phản ánh các yếu tố ảnh hưởng đa chiều như địa hình, hạ tầng hay điều kiện KT - XH.

Một hướng tiếp cận khác đang được ứng dụng ngày càng phổ biến là mô hình tích hợp Perceptron–Markov (MLP–Markov), trong đó mô hình Markov được kết hợp với mạng nơ-ron nhân tạo Perceptron đa lớp (Multi Layer Perceptron – MLP). Mô hình này được phát triển nhằm tận dụng đồng thời ưu thế của hai phương pháp: Markov mô tả động học chuyển đổi sử dụng đất theo thời gian, còn MLP học các mối

quan hệ phi tuyến giữa các biến đầu vào không gian (như địa hình, khoảng cách, nhân tố KT–XH) và sự phân bố không gian của các trạng thái sử dụng đất (Nguyen Thi Thanh Huong et al, 2021). MLP là một dạng mạng nơ-ron nhân tạo bao gồm các tầng ẩn và các hàm kích hoạt phi tuyến, cho phép mô phỏng hiệu quả các mối quan hệ phức tạp trong không gian mà các mô hình tuyến tính không xử lý được (Hornik et al., 1989). Trong mô hình MLP–Markov, MLP đóng vai trò xác định ảnh hưởng không gian, còn Markov đảm nhiệm xác suất chuyển tiếp theo thời gian, từ đó tạo ra bản đồ dự báo có độ chính xác cao hơn so với M hoặc CA đơn lẻ.

Ưu điểm nổi bật của mô hình CA_M là khả năng tích hợp dữ liệu đa chiều, bao gồm dữ liệu RS, dữ liệu nhân sinh và điều kiện địa hình, đồng thời không yêu cầu giả định phân phối chuẩn hay quan hệ tuyến tính như trong hồi quy. Tuy nhiên, mô hình cũng yêu cầu quá trình huấn luyện kỹ lưỡng, đồng thời phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu đầu vào và cấu trúc mạng được lựa chọn. Trong nghiên cứu của Wang và Maduako (2018), mô hình MLP–Markov được áp dụng để dự báo LULC tại đô thị Lagos (Nigeria) đã đạt hệ số K trên 0,83, cho thấy tiềm năng lớn của mô hình tích hợp này trong môi trường biến động nhanh.

Song song với các phương pháp trên, trong những năm gần đây, các mô hình học máy như RF, SVM và các kiến trúc học sâu (Deep Learning) đã được ứng dụng rộng rãi để tăng cường khả năng dự báo không gian.

Nhìn chung các nghiên cứu hiện nay cho thấy sự kết hợp giữa mô hình Markov, CA, Perceptron và học máy mang lại tiềm năng lớn trong mô phỏng và dự báo FCC. Mỗi mô hình đóng vai trò khác nhau trong hệ thống tích hợp: Markov hỗ trợ xác định định lượng xu hướng chuyển đổi sử dụng đất; CA mô phỏng logic phân bố không gian; MLP và học máy tăng cường khả năng phát hiện các mối quan hệ ẩn và phi tuyến giữa các yếu tố tự nhiên – nhân sinh. Cách tiếp cận tích hợp này không chỉ nâng cao độ chính xác của kết quả dự báo mà còn cung cấp cơ sở khoa học vững chắc cho việc thiết kế các chiến lược quản lý không gian lãnh thổ, phục hồi rừng và thích ứng BĐKH trong bối cảnh hiện nay.

1.4.2. Một số ứng dụng mô hình Markov để dự báo LCLCC

Nhiều nghiên cứu thực tiễn đã triển khai các mô hình dự báo LULCC dựa trên phương pháp Markov và các biến thể tích hợp như CA_M hoặc Markov–học máy. Các ứng dụng này không chỉ minh chứng tính khả thi của phương pháp mà còn cung cấp bằng chứng thực nghiệm cho việc mô phỏng và dự báo xu thế FCC trong tương lai. Mô hình Markov là một phương pháp dự báo sử dụng ma trận xác suất chuyển đổi giữa các lớp LULC để mô phỏng xu hướng biến đổi trong tương lai. Nó có thể được kết hợp với GIS và RS để mô phỏng và phân tích FCC trên quy mô rộng (Behera et al., 2012).

Bằng cách lập bản đồ LULC, sau đó sử dụng chuỗi CA_M để dự báo LULCC, nghiên cứu của Quintero và cộng sự (2016) sử dụng phương pháp phân loại có giám sát để phân loại ảnh Landsat năm 1973, 1990 và 2014 tại khu vực Pueblo Nuevo, Durango, Mexico và quan tâm đến sự thay đổi diện tích rừng. Kết quả dự báo bằng chuỗi CA_M đến 2028 cho thấy diện tích rừng thông có xu hướng giảm liên tục. Một nghiên cứu khác cũng sử dụng phương pháp chuỗi CA_M, nhưng mục tiêu của Yirsaw và cộng sự (2017) hướng đến là vấn đề kiểm soát việc lấn chiếm đất đai xây dựng trên NN, đất ngập nước và các vùng nước mặt để bảo vệ các nguồn tài nguyên sinh thái tại vùng Su-Xi-Chang, Jiangsu, China; kết quả của các nghiên cứu này chứng tỏ mô hình chuỗi CA_M có những cơ sở nhất định để có thể áp dụng tại nhiều khu vực. Các nghiên cứu trên đều sử dụng chuỗi CA_M để dự báo sự biến động liên tục của lớp phủ, tuy nhiên chưa có sự so sánh kết quả dự báo với kết quả tại thời điểm tương đồng.

Để dự báo LULCC, mô hình Markov không chỉ được kết hợp cùng chuỗi CA, mà còn được kết hợp cùng chuỗi Perceptron. Wang và Maduako (2018) đã sử dụng ảnh Landsat qua các năm 1984, 2000 và 2015, tích hợp với phương pháp phân tích chuỗi Perceptron-Markov (MLP_MCA) với nhiều lớp thông tin để mô hình hóa và dự đoán LULCC trong tương lai tại Lagos, vùng đô thị Nigeria. Nghiên cứu đã sử dụng phần mềm ERDAS Imagine V. 9.2 để tạo ra các bản đồ LULC năm 1984, năm 2000 và 2015 và sử dụng kết quả này để dự đoán LULC cho năm 2015 bằng phương pháp MLP_MCA. Kết quả so sánh LULC dự báo với bản đồ LULC được quan sát

năm 2015 cho thấy: giá trị Kno là 0,7180, giá trị Klocation là 0,8352, giá trị KlocationStrata là 0,8352 và giá trị Kst Chuẩn là 0,6663. Cuối cùng dựa trên kết quả, dự đoán LULCC trong tương lai cho năm 2038 và 2050.

Tại Việt Nam, một số nghiên cứu đã ứng dụng mô hình Markov và GIS để phân tích và dự báo FCC và sử dụng đất. Trần Vũ Khánh Linh (2016) áp dụng mô hình Markov kết hợp GIS để đánh giá diễn biến rừng tại huyện Đắk Hà (Kon Tum), cho thấy xu hướng giảm diện tích rừng và gia tăng các loại hình sử dụng đất khác đến năm 2022. Tương tự, Phan Hoàng Vũ và cộng sự (2017) sử dụng chuỗi Markov và dữ liệu GIS để phân tích và dự báo nhu cầu sử dụng đất tại TP. Cà Mau, với độ chính xác dự báo đạt 98,5% khi so sánh với ảnh vệ tinh năm 2015.

Một hướng tiếp cận nâng cao là tích hợp mô hình CA_M với các yếu tố ảnh hưởng không gian. Nguyễn Thị Thanh Hương và Ngô Thị Thùy Phương (2018) sử dụng ảnh SPOT5 để đánh giá biến động lớp phủ tại huyện Tuy Đức (Đắk Nông) và dự báo bằng mô hình CA_M với độ chính xác trên 80%. Gần đây, Nguyễn Thị Thanh Hương và cộng sự (2021, 2021) kết hợp mô hình MLP–Markov với các biến địa hình (độ dốc, độ cao, khoảng cách đến sông suối, khu dân cư...) để dự báo FCC toàn tỉnh Đắk Nông, với độ chính xác đạt 85%. Kết quả cho thấy đến năm 2025, diện tích RTN ước đạt gần 239 nghìn ha, chiếm khoảng 31% diện tích toàn tỉnh.

Mặc dù Markov có ưu điểm trong việc mô phỏng quá trình chuyển đổi giữa các lớp thảm phủ, nhưng nó có một số hạn chế: i) Không cung cấp thông tin về phân bố không gian của các biến động thảm phủ (Houet & Hubert-Moy, 2006); ii) Giả định xác suất chuyển đổi là đồng nhất theo thời gian, trong khi trên thực tế, xác suất này có thể thay đổi theo các nhân tố TN – KT – XH (Behera et al., 2012). Để khắc phục những hạn chế này, các nghiên cứu hiện đại thường kết hợp Markov với CA hoặc các phương pháp ML để nâng cao độ chính xác.

Tổng quan các phương pháp mô hình hóa FCC cho thấy mỗi phương pháp có ưu điểm riêng. Trong đó, CA_M nổi bật nhờ kết hợp động lực thời gian (Markov) và lan truyền không gian (CA), phù hợp để mô phỏng trực quan quá trình chuyển đổi sử dụng đất – đặc biệt trong bối cảnh rừng nhiệt đới, nơi biến động thường diễn ra theo

cụm và chịu ảnh hưởng của địa hình, hạ tầng và yếu tố xã hội – sinh thái. So với các mô hình học máy, CA_M có cấu trúc đơn giản, dễ hiệu chỉnh và không đòi hỏi dữ liệu huấn luyện lớn, thuận lợi cho các khu vực thiếu dữ liệu. Mô hình này cũng dễ tích hợp với dữ liệu RS và GIS, hỗ trợ hiệu quả trong lập bản đồ hiện trạng, đánh giá xu hướng biến động và xây dựng kịch bản quy hoạch.

Trong nghiên cứu này, mô hình CA_M được lựa chọn bởi tính linh hoạt, dễ giải thích và khả năng mô phỏng chính xác quá trình chuyển đổi sử dụng đất theo cả không gian và thời gian. Mô hình không chỉ cho phép kết hợp dữ liệu lịch sử về biến động đất đai với các điều kiện không gian để xây dựng bản đồ dự báo có độ tin cậy cao, mà còn có thể tích hợp các yếu tố thúc đẩy khác nhau như gia tăng dân số, phát triển kinh tế hay chính sách quản lý tài nguyên (Zhang et al., 2023; Hamad et al., 2018). Với những ưu điểm này, CA_M không chỉ là công cụ mạnh để phân tích động lực sử dụng đất, mà còn đóng vai trò nền tảng trong việc đề xuất các chiến lược quản lý, sử dụng đất bền vững trong bối cảnh BĐKH và áp lực tài nguyên ngày càng gia tăng.

Thảo luận

Từ tổng hợp và phân tích các tài liệu và công trình nghiên cứu trước đây, có thể rút ra một số nhận định sau:

Về nội dung nghiên cứu:

Công nghệ RS và GIS đã và đang đóng vai trò then chốt trong nghiên cứu, giám sát và phân tích LULC, FCC.

Sự phát triển của các nguồn dữ liệu ảnh vệ tinh như Landsat và Sentinel, cùng với khả năng xử lý và phân tích không gian – thời gian ngày càng mạnh của các phần mềm GIS, đặc biệt nền tảng GEE, phần mềm mở R đã mở rộng đáng kể tiềm năng ứng dụng trong nghiên cứu biến động cảnh quan, rừng.

Đặc biệt, các mô hình học máy như RF khi kết hợp với các chỉ số phổ từ ảnh vệ tinh và dữ liệu biến tác động, đã chứng minh hiệu quả trong việc phân loại, phát hiện và dự báo LULCC. Ngoài ra, các công cụ phân tích không gian như phân tích điểm nóng (hotspot analysis), mô hình SEM và chuỗi thời gian (Markov, CA_M)

cũng đã được áp dụng nhằm không chỉ mô tả mà còn dự báo và lý giải các cơ chế FCC dưới tác động của các yếu tố TN – KT – XH.

Về phương pháp nghiên cứu:

Mặc dù có nhiều tiến bộ, nhưng các hướng tiếp cận hiện nay vẫn còn tồn tại một số khoảng trống cần được khắc phục để nâng cao hiệu quả phân tích và quản lý LULCC.

- Phần lớn các nghiên cứu hiện tại chủ yếu tập trung vào các nhóm yếu tố đơn lẻ – như yếu tố tự nhiên (độ dốc, độ cao, LM, ND, ...) hoặc yếu tố KT - XH (mật độ dân số, thu nhập, KGT, ...) – mà chưa thực sự tích hợp đầy đủ các yếu tố này vào cùng một khung phân tích nhân quả. Điều này dẫn đến hạn chế trong việc hiểu rõ các mối quan hệ đa chiều và cơ chế tác động tổng hợp đến FCC hoặc sử dụng đất không bền vững.

- Việc áp dụng các mô hình nhân quả không gian – thời gian, đặc biệt là mô hình SEM, còn rất hạn chế tại Việt Nam. Nhiều nghiên cứu vẫn sử dụng các phương pháp hồi quy tuyến tính hoặc các kỹ thuật thống kê truyền thống, vốn chưa đủ khả năng phản ánh tính phụ thuộc không gian, quan hệ nhân – quả gián tiếp và các tương tác đa biến trong môi trường rừng nhiệt đới phức tạp. Việc tích hợp DLKG với các mô hình SEM sẽ giúp nâng cao năng lực lý giải các mối quan hệ nhân quả, từ đó làm cơ sở góp phần cải thiện công tác ra quyết định dựa trên những bằng chứng.

- Dữ liệu đầu vào trong nhiều nghiên cứu vẫn còn ở mức độ tổng hợp (cấp xã hoặc huyện), chưa tiếp cận được đến các cấp độ vi mô như cụm DC, hộ gia đình, hoặc cấp lô rừng. Điều này ảnh hưởng đáng kể đến độ phân giải phân tích, độ chính xác của mô hình cũng như khả năng đưa ra các giải pháp quản lý thích ứng ở cấp địa phương.

Nói chung việc thiếu các nghiên cứu ứng dụng mô hình nhân quả không gian – thời gian (SEM), sử dụng dữ liệu vi mô cấp cộng đồng và tích hợp các yếu tố TN – KT – XH vào mô hình phân tích là một khoảng trống đáng kể. Khoảng trống này cần được quan tâm giải quyết trong bối cảnh ngày càng gia tăng nhu cầu quản lý rừng bền vững và thích ứng với BĐKH.

Từ những khoảng trống được xác định ở trên, luận án đặt ra hướng đi mới bằng cách tích hợp các nguồn dữ liệu RS, GIS và thông tin TN – KT – XH vào một khung phân tích nhân quả không gian – thời gian để đánh giá đa chiều tác động của các yếu tố đến FCC. Hướng tiếp cận này vừa có giá trị học thuật, vừa có tiềm năng ứng dụng trong quy hoạch sử dụng đất, giám sát rừng và góp phần trong chiến lược quản lý bền vững tại các vùng nhạy cảm như Tây Nguyên.

CHƯƠNG 2

ĐỐI TƯỢNG, NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Đối tượng, địa điểm, đặc điểm khu vực nghiên cứu và dữ liệu

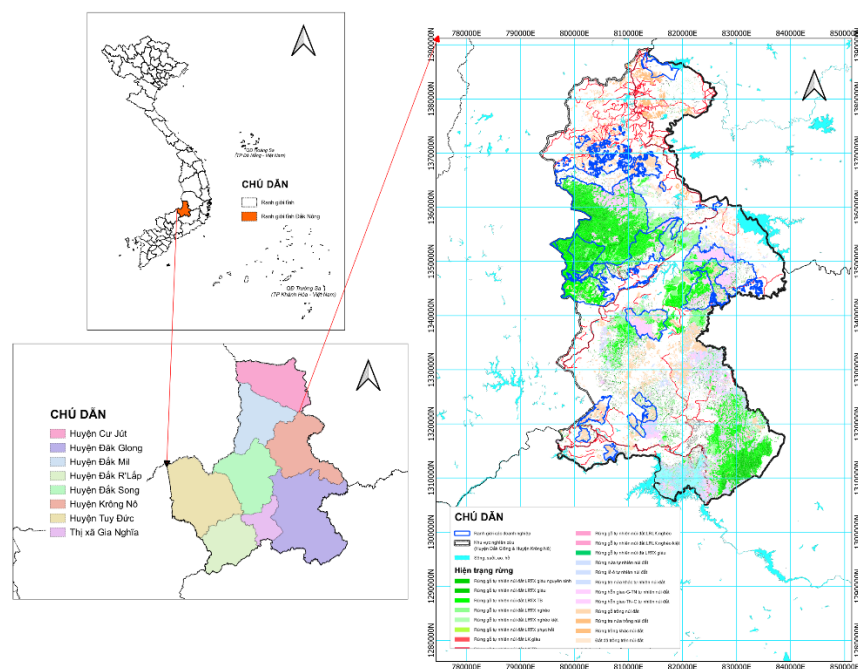
2.1.1. Đối tượng

+ Các kiểu rừng chính của huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô - tỉnh Đắk Nông: RTX, RBTX, RK, RTG.

+ Các yếu tố TN – KT – XH liên quan đến FCC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô: ND; LM; KNN; KDC; KGT; DC; GNS; SDN.

2.1.2. Địa điểm và đặc điểm khu vực nghiên cứu

Nghiên cứu được thực hiện ở 02 huyện thuộc tỉnh Đắk Nông, bao gồm huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô. Vị trí khu vực nghiên cứu được thể hiện ở bản đồ Hình. 2.1 sau:



Hình 2.1. Vị trí khu vực nghiên cứu huyện Đắk Glong và Krông Nô – tỉnh Đắk Nông

Huyện Đắk Glong và Krông Nô thuộc tỉnh Đắk Nông, nằm ở khu vực Tây Nguyên của Việt Nam. Hai huyện này có tổng diện tích khoảng 1.880 km², với địa

hình đa dạng, đặc trưng của vùng Tây Nguyên, gồm núi, thung lũng và vùng đất thấp dọc theo các con sông, dẫn đến sự khác biệt đáng kể về khí hậu và lớp phủ đất.

Huyện Đắk Glong:

Huyện Đắk Glong nằm ở phía Đông Nam tỉnh Đắk Nông, có diện tích khoảng 1.050 km², địa hình chủ yếu là đồi núi và cao nguyên, độ cao dao động 500–1.200 m so với mực nước biển. Đây là địa bàn có diện tích rừng tự nhiên (RTN) lớn, đóng vai trò quan trọng trong bảo tồn đa dạng sinh học, điều tiết nguồn nước và hấp thụ carbon.

Khí hậu mang tính nhiệt đới gió mùa, phân hóa rõ hai mùa: mùa mưa (tháng 5–10) có lượng mưa cao giúp duy trì độ ẩm đất rừng; mùa khô (tháng 11–4) khô hạn, dễ xảy ra cháy rừng và thiếu nước sản xuất. Lớp phủ đất gồm RTN, RTG, đất nông nghiệp (NN) và đất trống, trong đó RTN tập trung ở vùng cao, còn RTG chủ yếu là cao su, keo, thông. Tuy nhiên, quá trình chuyển đổi đất sang cây công nghiệp như cà phê, hồ tiêu đã làm suy giảm diện tích RTN trong những năm gần đây.

Đắk Glong là một trong những huyện nghèo của tỉnh, trên 70% dân số là đồng bào dân tộc thiểu số như M'ông, Mạ, Dao, H'mông... Sinh kế chủ yếu dựa vào sản xuất nông nghiệp và tài nguyên rừng.

Huyện Krông Nô:

Krông Nô nằm ở phía bắc tỉnh Đắk Nông, với diện tích khoảng 830 km². Huyện có sự kết hợp giữa NN, rừng và hệ thống sông suối. Địa hình bao gồm các dãy núi thấp và vùng đồng bằng ven sông, tạo ra các vùng sinh thái vi mô đa dạng. Sông Krông Nô chảy qua huyện, đóng vai trò là nguồn nước quan trọng cho sản xuất nông nghiệp và hệ sinh thái rừng.

Krông Nô có khí hậu gió mùa nhiệt đới, với lượng mưa cao vào mùa mưa và khô hạn vào mùa khô. Lớp phủ đất của huyện bao gồm RTN, RTG, NN và khu DC. RTN ở Krông Nô đóng vai trò quan trọng trong việc bảo vệ nguồn nước và cân bằng sinh thái. Tuy nhiên, quá trình chuyển đổi rừng thành nông nghiệp đã làm suy giảm diện tích RTN, đặc biệt là trồng lúa, ngô và cây ăn quả.

Hai huyện Đắk Glong và Krông Nô là nơi sinh sống của nhiều cộng đồng dân tộc thiểu số, với sinh kế phụ thuộc đáng kể vào tài nguyên rừng và tài nguyên đất.

Đây cũng là khu vực chịu ảnh hưởng rõ rệt của tình trạng hạn hán. Đặc biệt, huyện Đắk Glong được ghi nhận là địa bàn có tỷ lệ nghèo đói tương đối cao và là nơi triển khai nhiều mô hình nông lâm kết hợp, phản ánh rõ nét những thách thức KT–XH trong quản lý và sử dụng tài nguyên rừng (Thao et al., 2019). Bên cạnh đặc điểm sinh thái đặc thù, khu vực nghiên cứu còn chịu tác động của nhiều yếu tố tự nhiên và KT–XH đa dạng.

Chính những lý do trên, luận án lựa chọn hai huyện này để phân tích mối quan hệ giữa các nhóm FCC với các yếu tố ảnh hưởng, đồng thời xây dựng mô hình dự báo xu hướng LULCC trong tương lai. Kết quả nghiên cứu sẽ góp phần đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng phù hợp với điều kiện địa phương, trong bối cảnh BĐKH và áp lực phát triển hiện nay.

2.1.3. Thu thập dữ liệu

Dữ liệu sử dụng trong luận án gồm có:

+ *Dữ liệu ảnh RS*: dữ liệu ảnh Landsat 5, Landsat 7 và ảnh Landsat 8 từ năm 2010 đến 2023 được xử lý và phân loại kết hợp các chỉ số NDVI, BSI, NDWI và các lớp dữ liệu phụ trợ.

+ *DLKG phụ trợ*: DEM, bản đồ địa hình, bản đồ hiện trạng rừng, thủy văn, giao thông, ranh giới hành chính,...

+ *Dữ liệu thống kê thứ cấp*: Niên giám thống kê (NGTK) tỉnh Đắk Nông từ năm 2010 đến năm 2023, báo cáo ngành nông nghiệp, dân số, KT - XH cấp huyện.

+ *Dữ liệu điều tra thực địa*: Bộ điểm mẫu ngẫu nhiên trên thực địa, số lượng điểm mẫu được thu thập tương ứng với tỉ lệ các kiểu rừng, thảm phủ; đồng thời, thu thập thông tin từ người dân và các cơ sở thu mua nông sản về các thông tin liên quan thông qua bảng hỏi bán cấu trúc.

+ *Dữ liệu kế thừa*: Trong quá trình thực hiện luận án, nghiên cứu có kế thừa một phần dữ liệu điểm mẫu thực địa và giá nông sản từ các công trình nghiên cứu trước đây thuộc dự án PEER do USAID tài trợ (mã số AID-OAA-11-00012), “*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)*” do PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương làm chủ nhiệm và Đề án

“Ứng dụng Viễn thám và GIS để phân tích tình hình sử dụng đất nông lâm nghiệp trên địa bàn tỉnh Đắk Nông” của Sở Nông nghiệp và Phát triển nông thôn tỉnh Đắk Nông, Trường Đại học Tây Nguyên làm đơn vị tư vấn và PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương làm chủ nhiệm.

2.2. Nội dung nghiên cứu

2.2.1. Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023 khu vực nghiên cứu

- Thu thập và tiền xử lý ảnh vệ tinh Landsat giai đoạn 2010 – 2023;
- Đánh giá hiệu quả phân loại LULC năm 2023 sử dụng thuật toán RF với các tổ hợp biến đầu vào khác nhau;
- Phân loại ảnh Landsat từng năm giai đoạn 2010 – 2022;
- Xây dựng bản đồ LULC trong giai đoạn điều tra;
- Phân tích LULCC theo từng cặp năm trong giai đoạn 2010 – 2023.

2.2.2. Xác định điểm nóng FCC khu vực nghiên cứu

- Phân tích tương quan không gian và xác định điểm nóng;
- Xây dựng bản đồ điểm nóng FCC từng cặp năm trong giai đoạn điều tra.

2.2.3. Phân tích mối quan hệ giữa các nhóm FCC với đặc điểm TN – KT – XH

- Thống kê dữ liệu các nhân tố TN – KT – XH tác động;
- Phân tích tác động của các nhân tố đến FCC.

2.2.4. Dự báo LULCC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH.

- Xây dựng bản đồ đa nhân tố ảnh hưởng;
- Đánh giá độ chính xác mô hình dự đoán;
- Dự báo LULCC đến năm 2035.

2.2.5. Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.

2.3. Phương pháp nghiên cứu

2.3.1. Phương pháp luận nghiên cứu

Nghiên cứu này được xây dựng trên cơ sở tiếp cận hệ thống và liên ngành, coi FCC là kết quả của sự tương tác đồng thời giữa các yếu tố TN – KT – XH trong không gian và thời gian. Để phản ánh khách quan quá trình này, dữ liệu RS đa thời gian

được tích hợp với thông tin thực địa và số liệu kế thừa, qua đó vừa phân tích LULCC, vừa cung cấp đầu vào cho phân tích điểm nóng FCC.

Mối quan hệ nhân – quả giữa FCC và các yếu tố TN – KT – XH được làm rõ thông qua việc kết hợp thống kê đa biến, phân tích không gian và mô hình SEM. Bên cạnh đó, nghiên cứu còn định hướng dự báo xu thế LULCC tương lai bằng mô hình CA_M, với dữ liệu đầu vào là LULCL nhiều giai đoạn kết hợp các yếu tố TN – KT – XH trong bối cảnh phát triển và BĐKH.

Song song với phân tích định lượng, phương pháp luận nghiên cứu nhấn mạnh nguyên tắc tham gia thông qua PRA (Participatory rural Appraisal – Đánh giá nông thôn có sự tham gia) nhằm thu thập và đối chiếu thông tin từ cộng đồng và các cơ quan quản lý. Điều này vừa phản ánh trung thực các động lực KT – XH tác động đến FCC, vừa hỗ trợ kiểm chứng và hoàn thiện kết quả mô hình hóa. Tổng thể, tiếp cận của phương pháp tạo nên một mạch thống nhất từ nghiên cứu thực địa, giải thích đến dự báo, bảo đảm tính khoa học và giá trị ứng dụng của nghiên cứu trong quản lý và quy hoạch tài nguyên rừng.

2.3.2. Phương pháp nghiên cứu cụ thể

2.3.2.1. Phân loại ảnh để thành lập bản đồ LULC giai đoạn 2010 - 2023 khu vực nghiên cứu

Thu thập và tiền xử lý dữ liệu ảnh vệ tinh

Dữ liệu ảnh RS sử dụng trong nghiên cứu được thu thập từ nền tảng GEE, với ba thể hệ cảm biến thuộc chuỗi vệ tinh Landsat: Landsat 5 TM, Landsat 7 ETM+ và Landsat 8 OLI/TIRS (Code thu thập ảnh ở Phụ lục 1). Các cảnh ảnh này thuộc nhóm SR Tier 1, đã được hiệu chỉnh hình học và khí quyển sẵn bởi USGS, sử dụng các thuật toán LEDAPS cho Landsat 5–7 và LaSRC cho Landsat 8, đảm bảo độ chính xác cao về phản xạ bề mặt và hiệu chỉnh không gian (Dwyer et al., 2018; Vermote et al., 2016; Roy et al., 2014).

Việc kết hợp dữ liệu từ ba thể hệ vệ tinh giúp xây dựng chuỗi ảnh liên tục cho giai đoạn 2010 – 2023 để phù hợp với mục tiêu phân tích LULCC tại khu vực trong bối cảnh gia tăng áp lực KT - XH. Mặc dù cả ba loại ảnh đều có độ phân giải không gian 30 m (1 pixel ~ 30mx30m) đối với dải đa phổ (multispectral), Landsat 8 cho chất lượng phổ cao hơn nhờ bổ sung các dải Coastal Aerosol và Cirrus, cũng như thiết kế cảm biến hiện đại hơn giúp cải thiện độ ổn định và giảm nhiễu xuyên thời gian (USGS, 2019; Roy et al., 2014; Irons et al., 2012).

Ảnh Landsat được chọn lọc theo tiêu chí mây che phủ thấp với nhiều cảnh ảnh khác nhau và tiếp tục xử lý bằng thuật toán F-mask nhằm loại bỏ các pixel bị ảnh hưởng bởi mây và bóng mây. Các khoảng trống do mây gây ra được xử lý bằng kỹ thuật điền giá trị trung bình của các pixel tương ứng từ các ảnh cùng thời kỳ nhằm đảm bảo tính liên tục không gian (Qiu et al., 2019). Đối với ảnh Landsat 7, do ảnh hưởng của lỗi Scan Line Corrector (SLC-off) sau năm 2003, thuật toán Gapfill theo cửa sổ trượt được áp dụng để phục hồi phần dữ liệu thiếu hụt (Yin et al., 2016).

Quy trình tiền xử lý ảnh Landsat trong phân tích LULC bao gồm: (i) lựa chọn cảnh không mây hoặc ít mây trong mùa khô và phù hợp với thời gian khảo sát thực địa; (ii) lọc ảnh theo chất lượng đám mây bằng công cụ QA Band hoặc Cloud Score; (iii) tính toán chỉ số phổ (NDVI, BSI và NDWI) phục vụ phân tích thảm phủ; (iv)

chuẩn hóa dữ liệu và tạo ảnh tổng hợp (median composite hoặc cloud-free mosaic); và (v) cắt lớp ảnh theo phạm vi khu vực nghiên cứu. Các bước này nhằm đảm bảo dữ liệu đầu vào có chất lượng tốt, đồng nhất và sẵn sàng cho các phân tích không gian – thời gian và mô hình hóa tiếp theo (Chen et al., 2023; Phạm Bảo Sơn, 2021a).

Ngoài dữ liệu quang học, nghiên cứu cũng tích hợp dữ liệu địa hình từ DEM thu thập từ dữ liệu SRTM (Shuttle radar topography mission) của NASA với độ phân giải 30 m (resampled từ 1 arc-second). Dữ liệu DEM được truy cập thông qua thư viện ee.Image("USGS/SRTMGL1_003") trên GEE nhằm bổ sung các biến địa hình (độ cao, độ dốc, hướng phơi) phục vụ phân tích không gian và cải thiện độ chính xác phân loại ảnh.

Thông tin chung của các ảnh Landsat thu thập được thể hiện ở Bảng 2.1 phía dưới và thông tin chi tiết các cảnh ảnh sử dụng thể hiện ở Phụ lục 2.

Bảng 2.1. Bảng thông tin thu thập ảnh vệ tinh Landsat

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	2011	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2	01/01/2011	31/12/2011	45	2
3	2012	LANDSAT/LE07/C02/T1_L2	01/01/2012	31/12/2012	50	14
4	2013	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2013	31/12/2013	100	28
5	2014	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2014	31/12/2014	50	24
6	2015	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2015	31/12/2015	43	28
7	2016	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2016	31/12/2016	35	17
8	2017	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2017	31/12/2017	20	7
9	2018	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2018	31/12/2018	32	13
10	2019	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2019	31/12/2019	30	20
11	2020	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2020	31/12/2020	10	7
12	2021	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2021	31/12/2021	15	8
13	2022	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2022	31/12/2022	35	17
14	2023	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2	01/01/2023	31/12/2023	25	11

Tính toán các chỉ số từ ảnh vệ tinh

+ *Tính toán chỉ số*: Để tăng cường khả năng phân biệt lớp phủ bề mặt và cải thiện độ chính xác của kết quả, nghiên cứu này đã tiến hành tính toán một số chỉ số RS phổ biến từ dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat. Các chỉ số này khai thác đặc tính phản

xạ khác nhau của các đối tượng địa lý trên bề mặt Trái đất ở các dải phổ cụ thể, giúp làm nổi bật các đặc trưng riêng biệt của thảm thực vật, nước, và các khu vực không có thực vật. Các chỉ số được sử dụng làm đầu vào cho quá trình phân loại bao gồm NDVI, BSI và NDWI. Các chỉ số này được tính toán nền tảng GEE theo các công thức tính toán ở Bảng 2.2.

Bảng 2.2. Các chỉ số được sử dụng trong nghiên cứu

TT	Tên chỉ số	Công thức	Tác giả đề cập
1	NDVI	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	(Rouse và cộng sự., 1974) (2.1)
2	NDWI	$\frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$	(McFeeters, 1996) (2.2)
3	BSI	$\frac{(RED + SWIR) - (NIR + BLUE)}{(RED + SWIR) + (NIR + BLUE)}$	(Rikimaru et al, 2002) (2.3)

Chỉ số NDVI là một trong những chỉ số phổ biến nhất được sử dụng để định lượng mức độ xanh và tình trạng sinh trưởng của thảm thực vật. NDVI dựa trên sự chênh lệch phản xạ giữa dải hồng ngoại gần (NIR) và dải đỏ (Red). Giá trị NDVI dao động từ -1 đến 1, trong đó các giá trị gần 1 cho thấy thảm thực vật phát triển mạnh và dày đặc; giá trị gần 0 thường phản ánh đất trống, thực vật thưa thớt; còn giá trị âm chủ yếu liên quan đến các bề mặt như nước, tuyết hoặc mây (Rouse et al., 1974)

Bên cạnh đó, chỉ số NDWI được sử dụng để phản ánh hàm lượng nước trong thảm thực vật. Chỉ số này dựa trên sự tương phản giữa phản xạ của dải hồng ngoại gần (NIR, $\lambda \approx 0.86 \mu\text{m}$) và hồng ngoại sóng ngắn (SWIR, $\lambda \approx 1.24 \mu\text{m}$). NDWI cho giá trị từ -1 đến 1, trong đó giá trị cao hơn biểu thị hàm lượng ẩm lớn hơn trong tán cây. NDWI được đánh giá là ít nhạy cảm hơn NDVI đối với các yếu tố nhiễu khí quyển, và đặc biệt hiệu quả trong việc phát hiện các hiện tượng như khô hạn, cháy rừng hoặc thoái hóa sinh trưởng cây trồng (Gao, 1996).

Ngoài NDVI và NDWI, chỉ số BSI cũng được sử dụng để nhận biết sự hiện diện của đất trống và đất canh tác, giúp phân loại rõ ràng hơn các khu vực không có thảm thực vật. BSI tận dụng đặc điểm phổ phản xạ cao của đất ở dải RED và SWIR, giá trị dao động từ -1 đến 1, giá trị BSI càng cao, khả năng hiện diện đất trống càng lớn (Rikimaru et al, 2002).

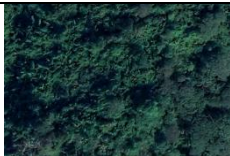
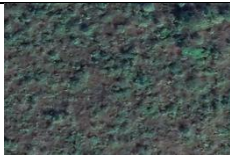
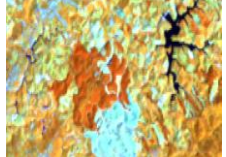
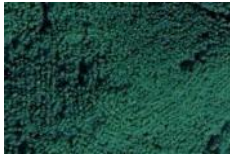
Dữ liệu mẫu dùng để phân loại

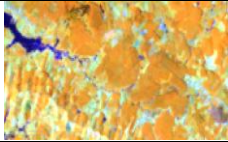
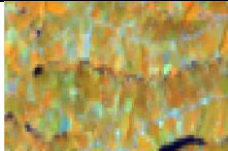
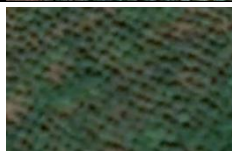
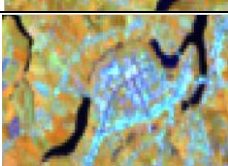
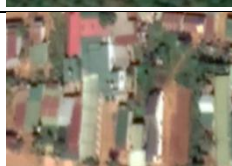
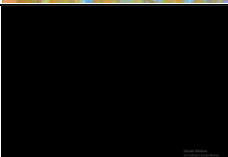
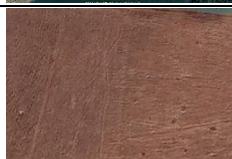
Dữ liệu mẫu được thu thập bằng việc phối hợp nhiều phương pháp khác nhau như: dựa vào các điểm GPS được thu thập tại thực địa, kế thừa dữ liệu từ các nghiên cứu trước, kinh nghiệm giải đoán ảnh RS, dữ liệu bản đồ kiểm kê rừng của năm gần

nhất (năm 2023) được chia sẻ bởi chi cục kiểm lâm tỉnh Đắk Nông và ảnh có độ phân giải cao, siêu cao như Google Earth. Việc giải đoán vùng mẫu ở các thời điểm trong quá khứ được thực hiện bằng cách lấy không gian thay thế thời gian. Trước tiên, sử dụng ảnh vệ tinh hiện tại (Google Earth) và điều tra thực địa để xác định đặc điểm hiện tại. Sau đó, so sánh với ảnh vệ tinh và bản đồ rừng quá khứ (Landsat) để nhận diện thay đổi. Các dấu hiệu thay đổi được áp dụng để suy luận trạng thái lớp phủ trước đây.

Dựa vào mức độ phân biệt trên ảnh đa phổ và đặc điểm của vùng nghiên cứu, 9 lớp phủ được xác định bao gồm: (1) RTX, (2) RBTX, (3) RK, (4) RTG, (5) cao su đã trưởng thành (CAOSU), (6) đất trồng cây nông nghiệp bao gồm cả cây công nghiệp như điều, cà phê, mắc ca, ca cao... và cây ngắn ngày (NN), (7) DC, (8) MN, và (9) các loại đất khác bao gồm các loại hình khác như trảng cỏ, cây bụi, đất trống, đất chưa có quy hoạch sử dụng, đất bỏ hoang hóa, diện tích chưa thành rừng, cao su hoặc cây công nghiệp mới trồng,...(DKH). Dựa vào quan sát đối tượng trên ảnh phối hợp band màu giả RED (band 4), NIR (band 5), SWIR1 (band 4); đặc điểm của các loại thảm phủ được mô tả và trình bày trong Bảng 2.3.

Bảng 2.3. Bảng mô tả mẫu khóa của từng lớp phủ

TT	Lớp phủ/ trạng thái rừng	Mô tả	Ảnh vệ tinh Landsat	Google earth
1	RTX	Có màu cam đậm và xen lẫn những màu tối		
2	RBTX	Có màu xanh lá cây hơi đậm và xen lẫn những màu cam nhạt		
3	RK	Màu cam, xám và xen lẫn màu xanh lục		
4	RTG	Có màu đồng đều, mịn với nhau có độ đậm màu đỏ đậm		

TT	Lớp phủ/ trạng thái rừng	Mô tả	Ảnh vệ tinh Landsat	Google earth
5	Rừng cây CAOSU	Màu cam nhạt, mịn và đồng đều với nhau		
6	NN	Màu cam nhạt xen lẫn với các màu tối màu, không đồng đều		
7	Khu vực DC	Có màu trắng, xanh lam, xanh nhạt		
8	MN	Có màu đen		
9	DKH	Có màu xanh lam nhạt và xen lẫn các màu không đồng đều		

Trung bình có khoảng trên 2000 điểm mẫu được thu thập từng năm trong giai đoạn điều tra, sử dụng cho quá trình phân loại và kiểm định chất lượng phân loại. Ngoài điểm mẫu được thu thập trên các cảnh ảnh siêu cao, kinh nghiệm giải đoán, dữ liệu có sẵn và dữ liệu kế thừa, 650 điểm mẫu năm 2023 cũng được thu thập trên thực địa bằng GPS cầm tay, đặc biệt là những vùng khó phân biệt trên ảnh vệ tinh. Bên cạnh đó, luận án sử dụng dữ liệu 80 điểm mẫu thực địa năm 2019 thuộc một số lớp phủ (RTX, RTG, CAOSU) được thu thập trong khuôn khổ dự án PEER (Nguyễn Thị Thanh Hương, 2021) và 50 điểm mẫu năm 2020 gồm lớp phủ NN, DKH được thu thập trong khuôn khổ đề án của Sở Nông nghiệp và Phát triển nông thôn tỉnh Đắk Nông (Sở NN & PTNT Đắk Nông, 2021). Số lượng điểm mẫu sử dụng cho thành lập bản đồ LULC cho từng năm được thống kê ở Bảng 2.4 và cụ thể ở mã QR (Phụ lục 3).

Bảng 2.4. Bảng số lượng điểm mẫu cho từng lớp phủ từng năm trong giai đoạn

Lớp phủ	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
RTX	590	645	558	517	520	790	887	527	726	679	491	546	625	607

RBTX	89	106	111	43	38	89	129	133	43	48	57	57	70	82
RK	52	66	47	55	60	43	53	60	62	63	63	63	63	125
RTG	94	70	265	428	371	381	404	540	752	425	493	608	295	620
CAOSU	197	85	306	157	157	100	93	68	152	182	141	223	73	413
NN	426	269	456	324	375	291	275	322	215	288	232	244	242	275
DKH	464	243	422	605	668	277	437	275	415	435	427	503	238	414
DC	319	130	287	194	198	142	206	204	164	287	215	267	590	607
MN	70	119	158	41	45	44	45	45	45	45	40	40	40	40
Tổng cộng	2301	1733	2610	2364	2432	2157	2529	2174	2574	2452	2159	2551	2236	3183

Bộ dữ liệu mẫu được chia ngẫu nhiên thành 2 bộ dữ liệu độc lập, trong đó 70% số điểm mẫu được sử dụng để phân loại, 30% điểm mẫu còn lại sử dụng để kiểm định chất lượng phân loại.

Phân loại ảnh bằng thuật toán RF

Đầu tiên phân loại được thực hiện trong GEE với bộ ảnh Landsat 8 OLI năm 2023, sử dụng hàm `ee.Classifier.smileRandomForest` với số lượng cây quyết định (*ntree*) thay đổi tùy thuộc vào dữ liệu cho từng năm dao động từ 100 – 500 (Nguyễn Thị Thanh Hương et al., 2025; Nguyen Thi Thanh Huong et al., 2018).

Bộ dữ liệu đầu vào cho mô hình RF bao gồm hai phương án:

+Ảnh tổ hợp từ các band phổ Landsat kết hợp với chỉ số thực vật NDVI (Code phân loại ở Phụ lục 4);

+Ảnh tổ hợp nâng cao gồm các chỉ số NDVI, NDWI, BSI cùng với dữ liệu DEM nhằm tăng cường khả năng phân biệt giữa các lớp phủ bề mặt khác nhau (Code phân loại ở Phụ lục 5).

Cả hai phương án được sử dụng để huấn luyện mô hình RF trên cùng một tập dữ liệu mẫu. Sau khi huấn luyện, mô hình được áp dụng để phân loại toàn bộ ảnh năm 2023. Để đánh giá khách quan, một tập dữ liệu độc lập không tham gia huấn luyện được sử dụng làm mẫu kiểm định. Độ chính xác phân loại được đánh giá thông qua các chỉ số chuẩn như độ chính xác toàn bộ (Overall Accuracy – OA), hệ số Kappa (K) và ma trận sai số. Phương án có độ chính xác cao hơn sẽ được lựa chọn làm cấu hình chuẩn cho toàn bộ chuỗi phân loại các năm còn lại (từ 2010 đến 2022), nhằm đảm bảo tính nhất quán về mặt phương pháp và chất lượng phân tích theo thời gian.

Đánh giá kết quả phân loại

Đánh giá độ chính xác kết quả phân loại đã được tính toán bằng cách tạo ra một ma trận sai số giữa các pixels đã được phân loại và pixels trên thực tế. Kết quả đánh giá (hệ số K) được tính toán dựa trên các chỉ tiêu OA, độ chính xác người sản xuất (Producer's accuracy - PA) và độ chính xác người sử dụng (User's accuracy - UA) (Congalton & Green, 1999).

- 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:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii}}{N} \times 100 \quad (2.4)$$

- 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 (mẫu thực tế) của loại lớp phủ đó.

$$U_a = \frac{X_{ii}}{X_{i+}} \times 100 \quad (2.5)$$

- 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 (mẫu dự đoán) của loại lớp phủ đó.

$$P_a = \frac{X_{ii}}{X_{+i}} \times 100 \quad (2.6)$$

Bảng 2.5. Ma trận sai số phân loại

Loại thảm phủ	1	2	...	K-1	K	Tổng hàng
1	O ₁₁	O ₁₂	...	O _{1K-1}	O _{1K}	S ₁₊
2	O ₂₁	O ₂₂	...	O _{2K-1}	O _{2K}	S ₂₊
...	...	...	...	...	...	...
K-1	O _{K-11}	O _{K-12}	...	O _{K-1K-1}	O _{K-1K}	S _{K-1+}
K	O _{K1}	O _{K2}	...	O _{KK-1}	O _{KK}	S _{K+}
Tổng cột	S ₊₁	S ₊₂	...	S _{+K-1}	S _{+K}	

$$n = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^K 0_{ji}$$

Ngoài ra, việc đánh giá mức độ quan hệ giữa thực tế và kết quả phân loại còn dựa vào hệ số K. 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 (dẫn theo Navulur, 2006, Bảng 2.6).

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (2.7)$$

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).

Bảng 2.6. Bảng đánh giá độ chính xác phân loại dựa vào hệ số K

TT	Giá trị K	Mức độ phân biệt
1	<0	Rất thấp
2	0 – 0,20	Thấp
3	0,21 – 0,40	Trung bình
4	0,41 – 0,60	Vừa
5	0,61 – 0,80	Cao
6	0,81 – 1	Rất cao

(Dẫn theo Navulur, 2006)

Xây dựng bản đồ LULC các năm trong giai đoạn điều tra

Sau khi hoàn tất phân loại, kết quả raster được xử lý lọc nhiễu bằng công cụ "Majority Filter" trong trình đơn Raster > Spatial Analyst Tools > Generalization trên phần mềm ArcGIS 10.6, nhằm loại bỏ các điểm phân loại rời rạc và tăng tính liên kết không gian cho lớp phủ.

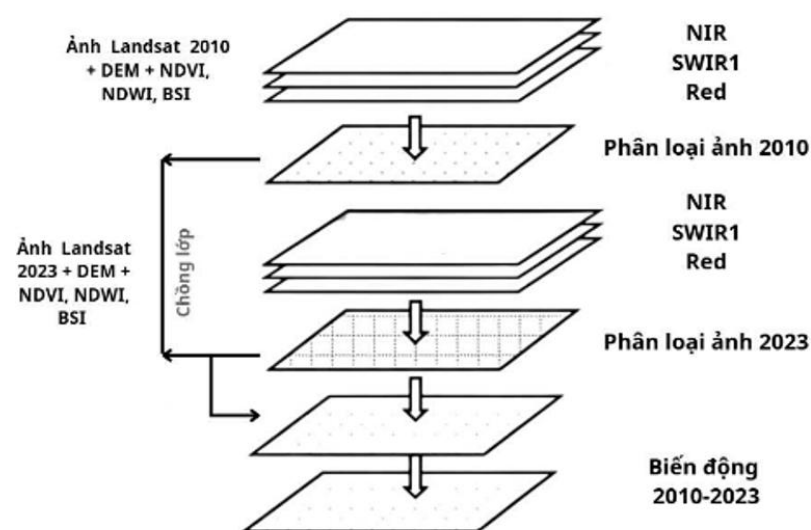
Ảnh phân loại được chuyển sang định dạng vector bằng công cụ Raster to Polygon, giúp thuận tiện cho việc biên tập bản đồ lớp phủ và tính toán diện tích từng lớp. Diện tích các đối tượng lớp phủ được tính thông qua chức năng Calculate Geometry, với đơn vị chuẩn hóa là hecta.

2.3.2.2. Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023 khu vực nghiên cứu

Với chức năng phân tích không gian, kỹ thuật GIS cho phép phân tích LULCC, bao gồm FCC theo những khoảng thời gian khác nhau. Đồng thời kỹ thuật này có thể liên kết những thông tin thay đổi theo thời gian với các dữ liệu về KT – XH, từ đó có thể xác định được các yếu tố tác động đến sự thay đổi đồng thời lượng hóa được mức

độ biến động (Vu, 2007).

- Tạo ma trận biến động (change matrix) (Jensen, 1995)
- + Sau phân loại, thực hiện chồng lớp (overlay) bản đồ LULC của hai năm liên tiếp để xác định các chuyển đổi giữa các loại lớp phủ như được minh họa ở Hình 2.2.
- + Tính toán diện tích chuyển đổi giữa các lớp bằng công cụ `ee.Reducer.frequencyHistogram()` bằng phần mềm ArcGIS.
- + Tạo bảng ma trận chuyển đổi thể hiện hướng và mức độ biến động giữa các lớp phủ theo từng cặp năm trong cả giai đoạn.
- Phân tích xu hướng biến động
- + Tính toán tỷ lệ thay đổi (%) theo từng lớp phủ và theo từng giai đoạn.
- + Xác định các xu hướng biến động chính.
- + Phân tích sự ổn định hay biến động mạnh của từng lớp trong không gian và thời gian.



Hình 2.2. Đánh giá biến động LULC sau phân loại

Kết quả phân tích LULCC là một bảng tóm tắt, thể hiện sự biến động giữa các lớp phủ từng cặp năm trong thời gian từ năm 2010 đến năm 2023.

2.3.2.3. Xác định điểm nóng FCC

- Phân tích tự tương quan không gian Autocorrelation (phân tích Hotspot)

Phân tích Hotspot nhằm xác định các điểm nóng FCC thành các loại hình sử dụng đất khác nhau. Hotspot là một công cụ phân tích trong phần mềm ArcGIS, hotspot được sử dụng để xác định cụm không gian có ý nghĩa thống kê của các giá trị cao (điểm nóng) và các giá trị thấp (điểm lạnh). Nó tạo ra một lớp đầu ra với mức lệch chuẩn (*Z-core*), xác suất (*p-value*) và mức độ tin cậy Getis-Ord G_i^* được phát triển bởi Ord and Getis (1995) làm chỉ số tự tương quan trong không gian.

+ Các giá trị *z-code* và *p-value* là biện pháp có ý nghĩa thống kê cho ta biết có hay không để bác bỏ giả thuyết H_0 , *z-code* được tính toán dựa trên giả thuyết ngẫu nhiên. Trong các công cụ phân tích mô hình, *p* là xác suất mà các mô hình không gian quan sát được tạo ra bởi một số quá trình ngẫu nhiên. Khi các giá trị *p* là rất nhỏ, nó có nghĩa là điều đó rất khó xảy ra (xác suất nhỏ) mà các mô hình không gian quan sát là kết quả của quá trình ngẫu nhiên, do đó có thể loại bỏ giả thuyết. Khi *z-code* cao và *p-value* thấp thì phân nhóm không gian cao. Khi *z-code* thấp và *p-value* thấp thì phân nhóm không gian thấp. Và khi *z-code* bằng 0 thì không phân được nhóm không gian.

+ Getis-Ord G_i^* biểu thị các cụm không gian có giá trị cao và thấp tương ứng là các điểm nóng và lạnh. Các G_i^* bằng ± 3 phản ánh ý nghĩa thống kê với mức độ tin cậy 99%; G_i^* bằng ± 2 phản ánh ý nghĩa thống kê với mức độ tin cậy 95%; G_i^* bằng ± 1 phản ánh ý nghĩa thống kê với mức độ tin cậy 90%; khi các mẫu phân phối được phân tán ngẫu nhiên (không có cụm) thì các giá trị gần bằng không. G_i^* được tính theo công thức sau:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n w_{ij}}{s \sqrt{n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{ij})^2}} \quad (2.8)$$

G_i^* : độ tin cậy;

x_{ij} : giá trị mô tả của i, j ;

w_{ij} : trọng số tương quan không gian giữa i và j (giá trị ma trận trọng số tương quan không gian)

s : độ lệch chuẩn

n : tổng số lớp

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (2.9)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{X})^2} \quad (2.10)$$

2.3.2.4. Phân tích mối quan hệ giữa các nhóm biến động lớp phủ rừng với đặc điểm TN – KT – XH

📌 Dữ liệu sử dụng: Hai loại dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này gồm:

- *Dữ liệu biến phụ thuộc*: Biến phụ thuộc là mức độ biến động diện tích RTN, được xác định từ kết quả phân tích LULCC dựa trên ảnh vệ tinh Landsat đa thời gian. Quá trình xử lý ảnh cho phép thống kê diện tích RTN chuyển đổi sang các lớp phủ khác như RTG và CAOSU, NN, DC và DKH trong giai đoạn 2010 – 2023.

- *Dữ liệu biến độc lập*: bao gồm DLKG và phi không gian, được tổng hợp từ nhiều nguồn như NGTK, DLKG GIS, khảo sát thực địa, thông tin phỏng vấn và kế thừa. Cụ thể:

+ *Dữ liệu phi không gian*:

Thu thập thông tin về các yếu tố tự nhiên (ND trung bình, LM trung bình), kinh tế (GNS, SDN) và xã hội (DC). Các dữ liệu này được thống kê theo đơn vị hành chính từ năm 2010 đến năm 2023, sử dụng NGTK tỉnh Đắk Nông, báo cáo chuyên ngành, thông tin thị trường và kế thừa kết quả thu thập thông tin từ các nghiên cứu trước (Sở NN & PTNT Đắk Nông, 2020). Ngoài ra, khảo sát phỏng vấn bán cấu trúc với các bên liên quan tại khu vực điểm nóng mất rừng (hotspot) cũng được thực hiện theo bảng hỏi bán cấu trúc (Phụ lục 6).

Đối với phương pháp phỏng vấn: Xây dựng bảng hỏi với các nội dung chính cần thu thập thông tin và sử dụng để tiến hành phỏng vấn linh hoạt các đối tượng phù hợp.

. Đối tượng phỏng vấn bao gồm: Các cơ sở thu mua nông sản và người dân sản xuất nông nghiệp các loài cây trồng chính trên địa bàn khu vực nghiên cứu.

. Dung lượng mẫu được tính theo Công thức của Cochran (1977). Công thức này là công thức được công nhận chính thức trong thống kê học và thường được dùng trong các nghiên cứu khoa học, điều tra xã hội học, nông nghiệp, môi trường, giáo dục, y tế,... Công thức của Cochran có dạng sau:

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0-1}{N}} \quad (2.11)$$

Trong đó,

n : Cỡ mẫu đã điều chỉnh cho tổng thể hữu hạn

N : Kích thước tổng thể

e : Sai số cho phép, chọn $e = \pm 0,05$ (5%)

Theo kết báo cáo số 580/BC-PTNT ngày 16 tháng 4 năm 2024 của chi cục phát triển nông nghiệp tỉnh Đắk Nông năm 2024, huyện Đắk Glong có 35 cơ sở thu mua nông sản liên quan đến các loại cây trồng chính của tỉnh, trong khi đó huyện Krông Nô có 17 cơ sở. Theo NGTK năm 2023, huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô có 19.543 và 30.803 hộ canh tác các loại cây trồng chính của tỉnh. Dựa vào công thức trên, với độ tin cậy 95%, kết quả xác định dung lượng mẫu được điều tra là 804 mẫu. Số lượng và đối tượng phỏng vấn được trình bày trong Bảng 2.7.

Bảng 2.7. Dung lượng mẫu thu thập dữ liệu sơ cấp bằng phương pháp phỏng vấn bán định hướng

STT	Đối tượng	N	n	Cách thức
1	Huyện Đắk Glong			
	Cơ sở thu mua	35	32	Phỏng vấn trực tiếp bằng bảng hỏi
	Số hộ sản xuất	19.543	377	
2	Huyện Krông Nô			
	Cơ sở thu mua	17	16	
	Số hộ sản xuất	30.803	379	

+ *Dữ liệu không gian:*

DLKG bao gồm khoảng cách từ RTN đến các yếu tố địa lý như khu DC, NN, đường giao thông, được tính toán bằng công cụ GIS (ArcGIS). Các điểm nóng FCC được xác định trước đó từ phân tích tương quan không gian (Moran's I, Getis-Ord Gi*). Đây là cơ sở định vị không gian cho việc gán giá trị cho các biến không gian nêu trên. Các bước tính toán cụ thể như sau:

Bước 1: Tạo các lớp dữ liệu cho các lớp phủ từ bản đồ phân loại: RTN, NN, khu DC, đường giao thông.

Bước 2: Tính khoảng cách đến từng lớp phủ: Đối với từng lớp phủ mục tiêu (NN, khu vực DC và đường giao thông), lặp lại thao tác sau: Arc Toolbox > Spatial Analyst Tools > Distance > Path Distance. Kết quả đầu ra là các raster chứa giá trị khoảng cách cho từng điểm.

Bước 3: Tính toán khoảng cách trung bình hoặc giá trị cụ thể: Sau khi có lớp raster khoảng cách, sử dụng các công cụ phân tích Zonal Statistics để tính khoảng cách trung bình từ vùng RTN đến từng lớp phủ đã xác định.

Phương pháp phân tích bằng mô hình SEM

Mô hình phương trình cấu trúc SEM là một công cụ phân tích thống kê mạnh, cho phép kiểm định đồng thời các mối quan hệ nhân quả giữa nhiều biến, bao gồm cả biến quan sát và biến tiềm ẩn.

- Xác định các biến trong mô hình: Nghiên cứu sử dụng dữ liệu từ năm 2010 đến 2023, với tổng cộng 12 biến quan sát, được chia thành hai nhóm:

+ *Biến độc lập (Observed Independent Variables)* – gồm 8 biến có khả năng ảnh hưởng trực tiếp hoặc gián tiếp đến biến phụ thuộc: 1-ND; 2-LM; 3-KNN; 4-KDC; 5-KGT; 6-DC; 7-GNS; 8-SDN.

+ *Biến phụ thuộc (Observed Dependent Variables)* – gồm 4 biến phản ánh mức độ chuyển đổi RTN sang các loại thảm phủ khác: 1-Diện tích RTN chuyển đổi thành RTG, CAOSU; 2-Diện tích RTN chuyển đổi thành NN; 3-Diện tích RTN chuyển đổi thành khu DC và 4-Diện tích RTN chuyển đổi thành DKH.

- Xây dựng biến tiềm ẩn và mô hình SEM: Từ các biến quan sát, ba biến tiềm ẩn độc lập và một biến tiềm ẩn phụ thuộc được xác định như sau:

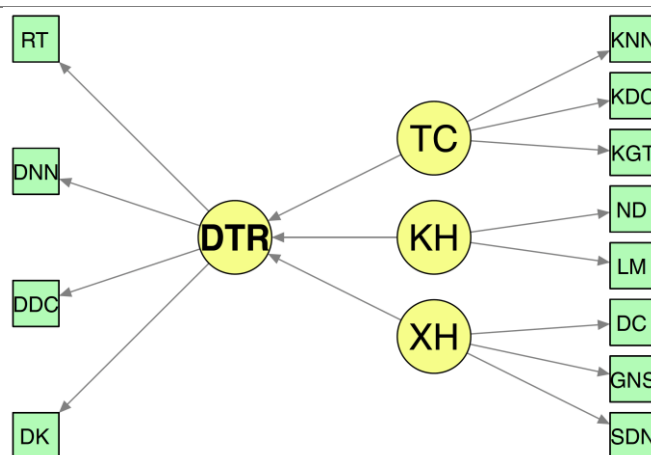
+ *Biến tiềm ẩn độc lập* là các yếu tố đầu vào tiềm ẩn, ảnh hưởng đến biến tiềm ẩn phụ thuộc là diện tích chuyển đổi đất rừng. Trong nghiên cứu này xác định có 3 biến tiềm ẩn độc lập bao gồm: 1-*Điều kiện khí hậu*: Được xây dựng từ biến quan sát như ND và LM; 2-*Khả năng tiếp cận*: Được xác định từ các biến quan sát về khoảng cách đến NN, khu DC, và đường giao thông; 3-*Điều kiện KT-XH*: Gồm các biến quan sát như DC, GNS và SDN.

+ *Biến tiềm ẩn phụ thuộc* là các yếu tố bị ảnh hưởng bởi biến độc lập. Trong nghiên cứu này sử dụng 01 biến tiềm ẩn phụ thuộc là: 1-*Diện tích chuyển đổi RTN*.

Mối quan hệ giữa các biến trong mô hình được thiết lập dựa trên cơ sở lý thuyết và thực tiễn, mô tả chi tiết trong Hình 2.3 và Bảng 2.8. Trong đó, các biến tiềm ẩn đóng vai trò giúp khái quát hóa các nhóm yếu tố ảnh hưởng, đồng thời giảm thiểu đa cộng tuyến giữa các biến quan sát.

Bảng 2.8. Các biến sử dụng trong mô hình SEM

STT	Tên biến	Ký hiệu	Đơn vị	Nhóm
1	Diện tích RTN chuyển đổi thành RTG, CAOSU	RT	ha	Biến quan sát
2	Diện tích RTN chuyển đổi thành NN	DNN	ha	Biến quan sát
3	Diện tích RTN chuyển đổi thành đất DC	DDC	ha	Biến quan sát
4	Diện tích RTN chuyển đổi thành DKH	DK	ha	Biến quan sát
5	ND	ND	°C	Biến quan sát
6	LM	LM	mm	Biến quan sát
7	Khoảng cách đến NN	KNN	m	Biến quan sát
8	KDC	KDC	m	Biến quan sát
9	KGT	KGT	m	Biến quan sát
10	DC	DC	người	Biến quan sát
11	GNS	GNS	vnd	Biến quan sát
12	SDN	SDN	-	Biến quan sát
13	Diện tích chuyển đổi đất RTN	DTR	-	Biến tiềm ẩn
14	Điều kiện khí hậu	KH	-	Biến tiềm ẩn
15	Khả năng tiếp cận	TC	-	Biến tiềm ẩn
16	Điều kiện KT-XH	XH	-	Biến tiềm ẩn



Hình 2.3. Sơ đồ thể hiện mối liên hệ giữa các biến trong mô hình SEM

- Phương pháp phân tích dữ liệu:

Việc phân tích dữ liệu được thực hiện trên phần mềm R với hai gói lệnh chính cho phân tích SEM gồm “lavaan” phát triển bởi Rosseel (2012) cho việc xây dựng mô hình SEM và gói lệnh “semPlot” phát triển bởi Epskamp (2022) cho việc trình bày kết quả phân tích mô hình SEM. Dữ liệu đầu vào cũng được chuẩn hoá bằng phương pháp quy đổi theo độ lệch chuẩn trước khi phân tích mô hình. Chi tiết đoạn mã chạy phân tích trong R được trình bày ở Phụ lục 7.

Đánh giá độ phù hợp của mô hình

Để đảm bảo mô hình phù hợp với dữ liệu, các chỉ số như CMIN, GFI, và SRMR được sử dụng để đánh giá độ phù hợp tuyệt đối (tức là đánh giá mức độ phù hợp giữa mô hình đề xuất và dữ liệu quan sát thực tế mà không so sánh với bất kỳ mô hình nào khác) và dùng chỉ số NFI, CFI để đánh giá độ phù hợp gia tăng của mô hình (tức là đánh giá mức độ cải thiện của mô hình nghiên cứu so với mô hình cơ sở - null model). Bảng 2.9 mô tả các chỉ số đánh giá mức độ phù hợp của mô hình.

Bảng 2.9. Các chỉ số phù hợp và tiêu chí được sử dụng để đánh giá SEM

TT	Chỉ số phù hợp với mô hình	Điểm
1	Phù hợp tuyệt đối	χ^2 (CMIN)
		P < 0.05
		Định mức (CMIN/DF)
		<= 3
2	Phù hợp gia tăng	Độ tốt của chỉ số phù hợp (GFI)
		>= 0.9
		Tiêu chuẩn dư (SRMR)
		<= 0.08
2	Phù hợp gia tăng	Chỉ số phù hợp định mức (NFI)
		> 0.9
		Chỉ số phù hợp so sánh (CFI)
		> 0.9

(Hair et al., 1998; Baumgartner & Homburg, 1996)

Trong đó,

- Chỉ số phù hợp tuyệt đối

+ *Kiểm định chi – bình phương χ^2 (CMIN)*: là kiểm định thống kê của sự khác nhau giữa các ma trận trong SEM và được thể hiện dưới dạng toán học bởi phương trình sau: $\chi^2 = (N-1)(S-\Sigma k)$ với N là cỡ mẫu.

Theo phương trình trên nếu sự khác nhau giữa các ma trận được giữ không đổi thì χ^2 tăng khi cỡ mẫu tăng. Tương tự, ma trận hiệp phương sai ước lượng bị ảnh hưởng bởi số tham số tự do trong mô hình (k trong Σk), vì vậy, bậc tự do cũng ảnh hưởng đến χ^2 .

Giá trị $p < 0,05$ cho thấy mô hình có sự khác biệt đáng kể, tuy nhiên, trong SEM, giá trị p lớn hơn 0,05 thường được mong đợi để chỉ ra mô hình phù hợp tốt với dữ liệu.

+ *Bậc tự do (df - Degrees of Freedom)*: Trong phân tích mô hình, bậc tự do được tính bằng hiệu số giữa số lượng quan sát (là các phần tử trong ma trận hiệp phương sai) và số lượng tham số cần ước lượng. Bậc tự do cho một mô hình SEM được xác định bởi:

$$df = \frac{\rho(\rho + 1)}{2} - K \quad (2.12)$$

Với p là tổng số biến quan sát; k là tổng số biến ước lượng

Trong SEM, một giá trị chi – bình phương nhỏ (hay giá trị p lớn) cho thấy không có sự khác nhau giữa hai ma trận về mặt thống kê để củng cố ý tưởng rằng lý thuyết đề xuất phù hợp với thực tiễn.

+ *Tỷ lệ giữa chỉ số Chi-square và bậc tự do của mô hình (χ^2/df)* được sử dụng như một chỉ số đánh giá mức độ phù hợp tổng thể. Thông thường, giá trị $\chi^2/df \leq 3$ được xem là phù hợp tốt, đặc biệt trong các mô hình có cỡ mẫu trung bình. Tuy nhiên, trong các trường hợp có cỡ mẫu lớn (trên 750) hoặc mô hình phức tạp với nhiều bậc tự do, chỉ số này có thể bị ảnh hưởng và cần được xem xét cùng với các chỉ số phù hợp khác (Hair et al., 1998).

+ *Chỉ số phù hợp GFI (Goodness-of-fit index)*

Chỉ số GFI có thể được tính đơn giản theo công thức:

$$GFI = 1 - \frac{F_k}{F_0} \quad (2.13)$$

Với F_k là hàm phù hợp tối thiểu sau khi mô hình SEM đã được ước lượng với k bậc tự do ($S - \sum k$) và F_0 là hàm phù hợp của mô hình không gian với tất cả các tham số gán bằng 0 (mọi thứ đều không tương quan với nhau hay không có mối quan hệ lý thuyết nào).

Một mô hình phù hợp tốt sẽ có tỉ số (F_k/F_0) khá nhỏ, ngược lại mô hình không phù hợp sẽ có tỷ lệ này tương đối lớn bởi F_k sẽ không khác gì mấy so với F_0 . Ý nghĩa

của F_k và F_{0+} trong công thức GFI cũng có ý nghĩa tương tự như SSE (tổng bình phương của phần dư) và SST (tổng bình phương của sai số) trong mô hình hồi quy.

Khoảng giá trị của GFI dao động từ 0 đến 1, với các giá trị =1 được xem mô hình có sự phù hợp tốt nhất; giá trị GFI lớn hơn 0.90 được xem là phù hợp tốt.

+ *Chỉ số RMR và SRMR*

RMR (Root Mean Square Residual – căn bậc 2 của sai phần dư trung phương) là chỉ số được tính từ căn bậc hai của giá trị trung phương các phần dư trong ma trận hiệp phương sai. Tuy nhiên, do các biến quan sát có thể có thang đo khác nhau nên phần dư thô thường khó so sánh và diễn giải. Để khắc phục, các phần dư chuẩn hóa (Standardized Residuals – SRe) được sử dụng, với giá trị trung bình bằng 0 và dao động quanh 0. Phần dư chuẩn hóa vượt quá ± 4.0 có thể chỉ ra vấn đề tiềm ẩn trong mô hình (Hair et al., 1998).

Tuy nhiên, SRe chỉ phản ánh sai lệch ở từng cặp biến, không đại diện cho độ phù hợp tổng thể. Vì vậy, hai chỉ số RMR và SRMR thường được dùng để đánh giá mức độ phù hợp toàn cục. Trong đó, SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) là phiên bản chuẩn hóa của RMR, giúp loại bỏ ảnh hưởng của đơn vị đo. Các giá trị RMR và SRMR càng nhỏ thể hiện độ phù hợp cao, giá trị SRMR càng nhỏ thể hiện mô hình càng phù hợp, với ngưỡng ≤ 0.08 thường được coi là chấp nhận được (Hu & Bentler, 1999).

- *Chỉ số phù hợp gia tăng*

Chỉ số phù hợp gia tăng đánh giá mức độ phù hợp tương đối của một mô hình so với mô hình cơ sở (thông thường là mô hình Null với giả định không có mối quan hệ nào giữa các biến). Nhóm chỉ số này phản ánh mức độ cải thiện khi mô hình đưa vào các mối quan hệ giữa biến quan sát và khái niệm tiềm ẩn. Các chỉ số như CFI và NFI thường được báo cáo mặc định trong các phần mềm SEM và được sử dụng phổ biến để đánh giá mức độ cải thiện này (Kline, 2016; Schumacker & Lomax, 2016).

+ *Chỉ số NFI*

NFI (Normed Fit Index) là một trong những chỉ số phù hợp gia tăng đầu tiên, được tính dựa trên tỷ lệ giữa giá trị Chi-square của mô hình nghiên cứu và mô hình

Null. Chỉ số này dao động trong khoảng từ 0 đến 1, với giá trị càng cao cho thấy mức độ phù hợp càng lớn.

+ *Chỉ số CFI (Comparative Fit Index)*

Chỉ số CFI là một dạng cải tiến của NFI. Chỉ số này có giá trị trong khoảng từ 0 đến 1, với giá trị càng cao cho thấy mô hình càng phù hợp. Thông thường, $CFI \geq 0.90$ được coi là mức phù hợp chấp nhận được, và $CFI \geq 0.95$ là mức phù hợp tốt (Hu & Bentler, 1999).

Công thức tính CFI:

$$CFI = 1 - \frac{\chi_k^2 - df_k}{\chi_N^2 - df_N} \quad (2.14)$$

Trong đó, các chỉ số χ_k^2 , df_k thuộc về mô hình nghiên cứu (có bậc tự do là k), còn χ_N^2 , df_N thuộc về mô hình Null (với bậc tự do là N).

✚ Đánh giá tác động của các biến

Sử dụng mốc chuẩn kinh điển của Cohen – quy đổi từ tương quan r làm mốc tham chiếu cho giá trị tác động β : nhỏ $\approx 0,10$; vừa $\approx 0,30$; lớn $\approx 0,50$ (Cohen, 1988). Từ đó, đề tài xác định các yếu tố ảnh hưởng đến biến động RTN là các yếu tố đạt giá trị tác động $\beta > 0,5$ để sử dụng cho nội dung dự báo LULCC dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH.

2.3.2.5. Dự báo LULCC dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH

✚ Xây dựng bản đồ đa nhân tố (Multi Criteria Evaluation_MCE)

Các nhân tố xác định ảnh hưởng sẽ được phân thành các cấp khác nhau. Phần mềm ArcGIS được sử dụng để tạo ra cơ sở dữ liệu không gian cho các cấp nhân tố này.

Dựa trên các cấp nhân tố, sử dụng công cụ DeccisionWizard trong phần mềm IDRISI Taiga để xây dựng bản đồ đa nhân tố.

✚ Dự báo LULCC

Mô hình CA_M trong phần mềm IDRISI Taiga được sử dụng để dự báo những LULCC trong tương lai tại khu vực nghiên cứu.

- Dữ liệu đầu vào của mô hình bao gồm:

- + Bản đồ LULC năm 2010 và 2023 đã được xây dựng trong phần trước;
- + Tập hợp các lớp biến điều kiện (driver variables) có ảnh hưởng đến chuyển đổi sử dụng đất đã được xác định ở mô hình SEM.

- + Lớp mặt nạ ràng buộc: Bao gồm các vùng không được phép chuyển đổi như rừng đặc dụng, khu bảo tồn, khu dân cư cố định,... được sử dụng để hạn chế sai số mô hình hóa.

- Các bước thực hiện dự báo

- + Tính toán ma trận dịch chuyển Markov từ bản đồ LULC năm 2010 và 2023.

- + Tạo bản đồ khả năng chuyển đổi (suitability maps) cho từng lớp LULC.

- + Thiết lập mô hình CA với cấu trúc ô lưới (3×3 neighborhood) để mô phỏng quá trình lan truyền sử dụng đất theo không gian.

- + Kiểm chứng mô hình: Thay vì mô phỏng tương lai ngay, nghiên cứu tiến hành mô phỏng ngược tức là sử dụng bản đồ LULC năm 2010 và mô hình Markov để dự báo trạng thái năm 2023.

So sánh kết quả mô phỏng năm 2023 với bản đồ đã được phân loại từ ảnh Landsat năm 2023. Mô hình CA_M được xem là đủ độ tin cậy để sử dụng cho dự báo tương lai khi: $K_{\text{standard}} = 0,61-0,80$ (Landis & Koch, 1977), không có lớp sử dụng đất nào có sai số dự báo vượt quá 25% diện tích lớp đó (Mishra & Das, 2023; Pontius & Malanson, 2005; Hagen, 2003).

Trường hợp kết quả không đạt chuẩn, cần điều chỉnh lại: Ma trận chuyển đổi Markov; Các biến điều kiện trong mô hình CA; Hoặc bổ sung thêm lớp ràng buộc không gian (constraint layer). Trong nghiên cứu này, các chỉ số đánh giá K đều đạt mức từ khá đến rất tốt và mô hình đạt chuẩn.

- + Xây bản đồ dự báo LULC: Sau khi kiểm tra mô hình đối chứng đáp ứng được yêu cầu như đã đề cập ở trên, bản đồ dự báo LULC năm 2035 được xây dựng bằng công cụ CA_M.

- + Phân tích tương quan không gian, xác định điểm nóng và xây dựng bản đồ điểm nóng FCC dự báo năm 2035 như phương pháp phần 2.3.2.3.

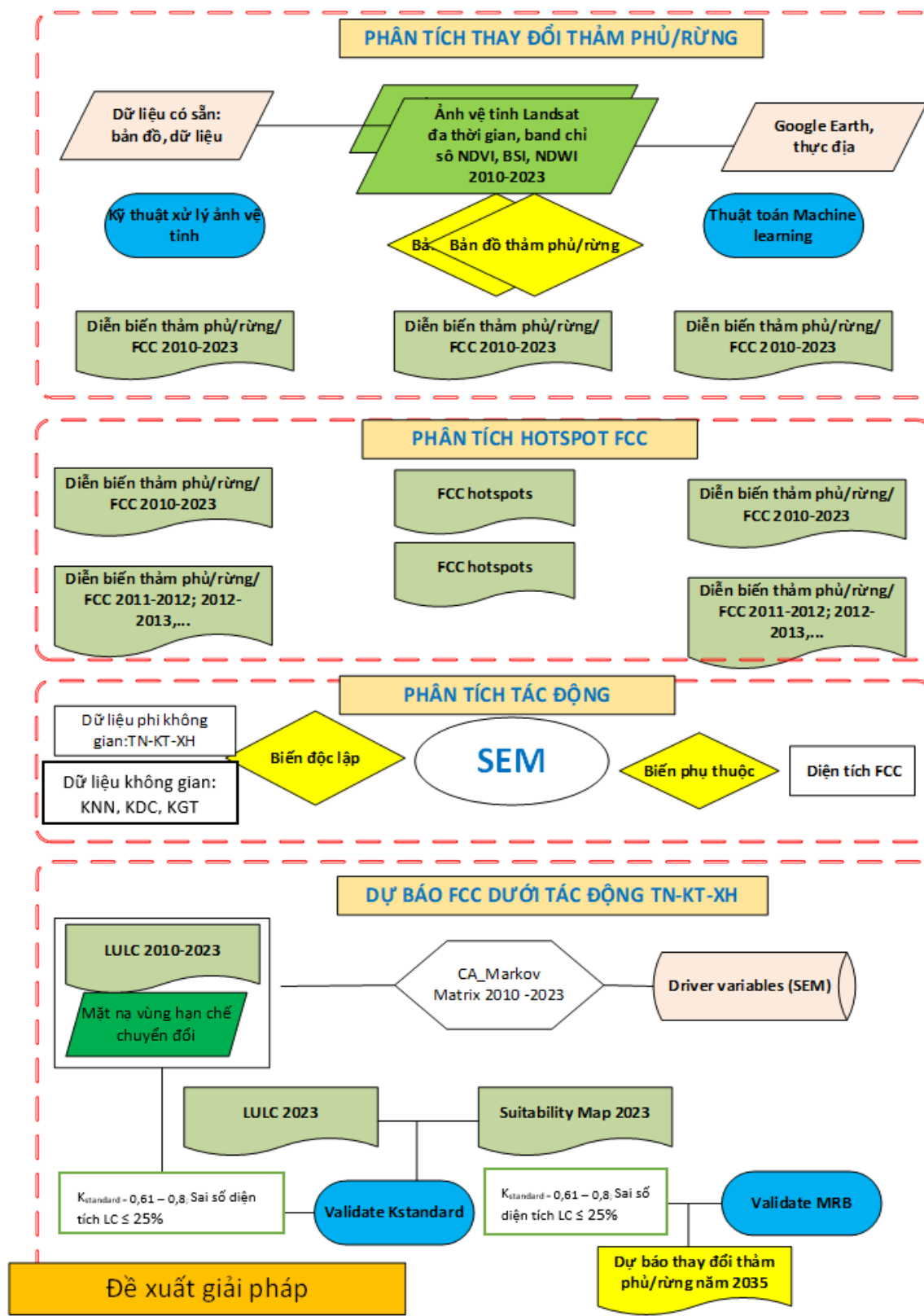
2.3.2.6. Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu

Tổng hợp ý kiến đề xuất từ kết quả phỏng vấn các bên liên quan đã thực hiện ở các phần phương pháp phỏng vấn mục 2.3.2.4.

Căn cứ vào kết quả phân tích LULCC, FCC và kết quả dự báo xu thế LULCC đến năm 2035, để xác định các khu vực ưu tiên quản lý bảo vệ và tác nhân tác động cần tập trung giải quyết.

Thẩm định sơ bộ giải pháp bằng cách tham khảo ý kiến chuyên gia và cơ quan quản lý lâm nghiệp tỉnh, qua đó điều chỉnh, hoàn thiện giải pháp trước khi đưa vào báo cáo chính thức.

Trên cơ sở các nội dung và phương pháp đã trình bày, tiến trình nghiên cứu của luận án được khái quát trong sơ đồ Hình 2.4, đồng thời khung logic nghiên cứu cũng được tóm tắt trong Bảng 2.10.



Hình 2.4. Sơ đồ tiến trình nghiên cứu

Bảng 2.10. Khung logic nghiên cứu của luận án

Mục tiêu	Nội dung	Phương pháp	Kết quả nghiên cứu
1. Phân tích được LULCC giai đoạn 2010 – 2023.	1.1. Thu thập và tiền xử lý ảnh vệ tinh Landsat giai đoạn 2010 – 2023.	- Ảnh Landsat 5 7 8 2010-2023 được thu thập trên GEE - Xử lý mây và bóng mây. - Ảnh NDVI, NDWI, BSI và DEM.	Thu thập và tiền xử lý ảnh
	1.2. Đánh giá hiệu quả phân loại sử dụng đất năm 2023 sử dụng thuật toán RF với các tổ hợp biến đầu vào khác nhau.	- Phân loại RF ảnh năm 2023 trên GEE. + LS + NDVI + LS + NDVI, NDWI, BSI và DEM	Kết quả so sánh độ chính xác phân loại năm 2023 với 2 tổ hợp.
	1.3. Phân loại ảnh Landsat từng năm giai đoạn 2010 – 2022.	- Phương pháp phân loại có độ chính xác cao hơn được xác định ở nội dung 1.2	Kết quả đánh giá độ chính xác phân loại 2010 – 2023.
	1.4. Xây dựng bản đồ LULC từng năm cho cả giai đoạn điều tra.	- Phần mềm ArcGIS	Bản đồ LULC từng năm, thống kê diện tích lớp phủ
	1.5. Phân tích LULCC từng cặp năm giai đoạn 2010 – 2023.	- Phần mềm ArcGIS, chồng lớp	Ma trận LULCC từng cặp năm.
2. Phân tích được tương quan không gian xác định được các điểm nóng FCC	2.1. Phân tích tương quan không gian và xác định điểm nóng.	- Phần mềm ArcGIS, sử dụng công cụ Getis-Ord Gi*	Kết quả Phân tích tương quan không gian và xác định điểm nóng cho từng cặp năm và giai đoạn
	2.2. Xây dựng Bản đồ điểm nóng FCC từng năm trong giai đoạn điều tra.	- Phần mềm ArcGIS	Bản đồ điểm nóng FCC cả giai đoạn
3. Phân tích và xác định được các nhân tố TN – KT – XH tác động đến FCC	3.1 Thống kê dữ liệu các nhân tố TN – KT – XH tác động.	- LULCC - Niên giám thống kê - Thông tin thị trường - ArgGIS - Kế thừa - Phỏng vấn bán cấu trúc	Kết quả thống kê dữ liệu các nhân tố TN – KT – XH.
	3.2. Phân tích tác động của các nhân tố đến FCC	Phân mềm R	Kết quả phân tích tác động của các nhân tố.
4. Dự báo được xu hướng FCC đến 2035 dưới tác động của các nhân tố đã được xác định	4.1. Xây dựng bản đồ đa nhân tố ảnh hưởng	Phần mềm ArcGIS	Bản đồ đa nhân tố ảnh hưởng
	4.2 Đánh giá độ chính xác mô hình dự đoán;	Kiểm chứng mô hình: $K_{standard}$ và Diện tích sai số	Đánh giá độ chính xác mô hình dự đoán;
	4.3. Dự báo LULCC đến năm 2035	CA_M	- Dự báo LULCC đến năm 2035
5. Đề xuất được các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.	Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.	Tổng hợp đề xuất từ phỏng vấn. Căn cứ kết quả phân tích LULCC, FCC và dự báo. Thẩm định sơ bộ giải pháp bằng cách tham khảo ý kiến chuyên gia và cơ quan quản lý lâm nghiệp tỉnh.	- Các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu.

CHƯƠNG 3

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ THẢO LUẬN

3.1. Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023

3.1.1. Thu thập và tiền xử lý ảnh Landsat giai đoạn 2010 – 2023

Sử dụng các kỹ thuật hiệu chỉnh ảnh và sửa lỗi để nâng cao chất lượng từ ảnh gốc ban đầu để tiền xử lý ảnh các thể hệ vệ tinh 5/7/8 đã loại bỏ các hình ảnh chất lượng kém do khí quyển và lỗi thiết bị. Hình 3.1 bên dưới cho thấy chất lượng ảnh đã được cải thiện rõ rệt, các vùng mây che, lỗi thiết bị cũng như ảnh hưởng khí quyển đã được hiệu chỉnh. Các ảnh sau khi tiền xử lý được sử dụng để phân loại tạo lập bản đồ thảm phủ cho khu vực nghiên cứu.



Landsat 5 trước khi loại bỏ mây



Landsat 5 sau khi loại bỏ mây



Landsat 7 trước khi loại bỏ mây



Landsat 7 sau khi loại bỏ mây



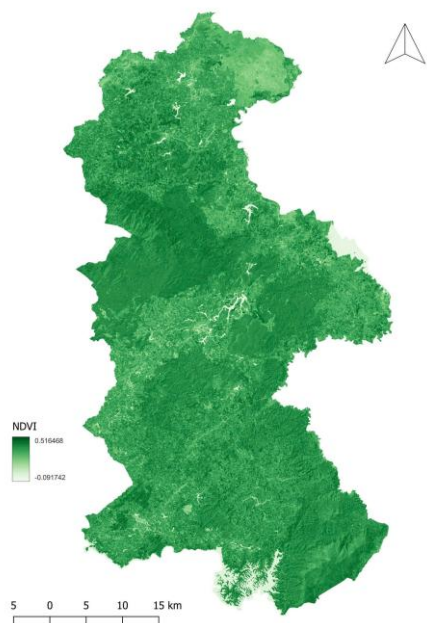
Landsat 8 trước khi loại bỏ mây



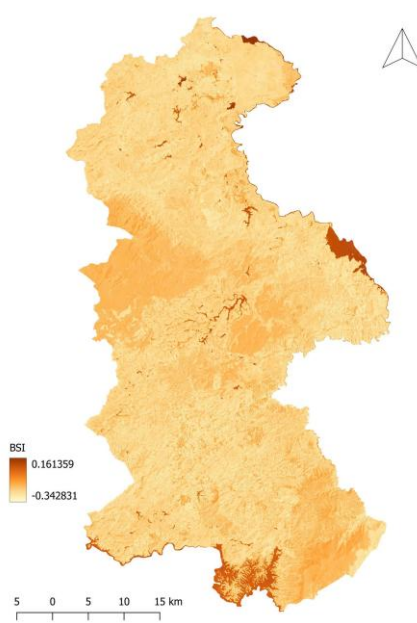
Landsat 8 sau khi loại bỏ mây

Hình 3.1. Ảnh Landsat trước và sau lọc mây

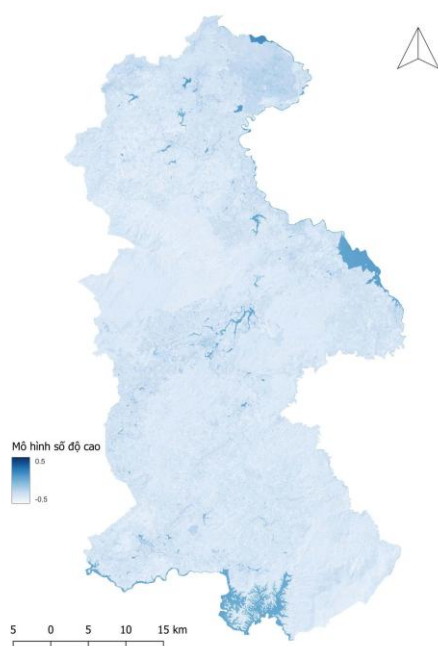
Để tăng cường khả năng phân loại LULC và cải thiện độ chính xác, nghiên cứu này đã tiến hành tính toán một số chỉ số phổ biến từ dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat. Các chỉ số được sử dụng làm đầu vào cho quá trình phân loại bao gồm NDVI, BSI và NDWI. Ngoài dữ liệu quang học và các ảnh tỷ số, DEM cũng được tích hợp trong bộ dữ liệu để phân loại. Các chỉ số ảnh và DEM được thể hiện ở Hình 3.2.



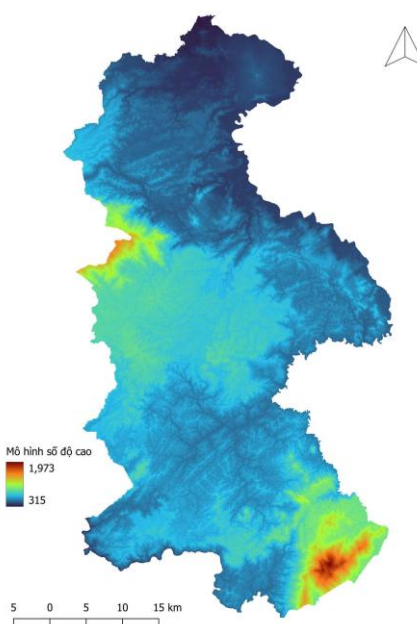
a) NDVI



b) BSI



c) NDWI



d) DEM

Hình 3.2. Ảnh các chỉ số và DEM của khu vực nghiên cứu năm 2023

3.1.2. Đánh giá hiệu quả phân loại LULC năm 2023 sử dụng thuật toán RF với các tổ hợp biến đầu vào khác nhau.

Nhằm xác định tập hợp biến đầu vào tối ưu cho mô hình phân loại, nghiên cứu đã tiến hành thử nghiệm phân loại với thuật toán RF trên hai bộ dữ liệu khác nhau từ ảnh Landsat 8 OLI/TIRS năm 2023. Cụ thể, hai tổ hợp dữ liệu được sử dụng bao gồm: (i) các dải phổ (band) của ảnh Landsat kết hợp với chỉ số NDVI; và (ii) các dải phổ của ảnh Landsat kết hợp với chỉ số NDVI, NDWI, BSI và dữ liệu DEM.

Để đảm bảo tính khách quan và đồng nhất trong quá trình đánh giá, cùng một tập dữ liệu mẫu huấn luyện và kiểm định được sử dụng cho cả hai kịch bản phân loại (Maxwell et al., 2021). Ma trận sai số tương ứng với hai tổ hợp dữ liệu được trình bày trong Bảng 3.1 và Bảng 3.2, trong khi kết quả so sánh tổng hợp giữa hai phương án được thể hiện ở Bảng 3.3, qua đó xác định được tập hợp biến đầu vào mang lại hiệu quả phân loại cao hơn. Tập biến có độ chính xác vượt trội sẽ được lựa chọn để áp dụng cho các năm còn lại trong chuỗi thời gian từ năm 2010 đến 2022.

Bảng 3.1. Ma trận sai số phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI năm 2023

2023	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DK	DC	MN	UA (%)
RTX	147	0	0	30	32	1	0	0	0	70,00
RBTX	0	6	8	0	0	5	0	0	0	31,58
RK	0	6	23	0	0	2	0	4	0	65,71
RTG	35	1	0	129	2	2	1	0	0	75,88
CAOSU	13	0	0	0	103	4	0	0	0	85,83
NN	2	6	5	3	10	46	15	5	0	50
DK	1	2	1	1	2	9	103	14	1	76,86
DC	0	2	2	0	0	4	9	149	1	89,22
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	14	100
PA (%)	74,24	26,09	58,97	79,14	69,13	63,01	80,47	86,63	87,75	OA= 74,92 K= 0.7

Trong đó: (RTX) rừng gỗ tự nhiên lá rộng thường xanh; (RBTX) rừng gỗ tự nhiên lá rộng bán thường xanh; (RK) rừng gỗ tự nhiên lá rộng rụng lá; (RTG) rừng trồng; (CAOSU) Cao su; (NN) đất nông nghiệp; (DC) Dân cư, (MN) mặt nước, (DKH) đất khác

Bảng 3.2. Ma trận sai số phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI, BSI, NDWI 2023

2023	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DK	DC	MN	UA (%)
RTX	180	0	0	11	17	2	0	0	0	85,71

2023	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DK	DC	MN	UA (%)
RBTX	0	14	4	0	0	1	0	0	0	73,68
RK	0	6	23	0	0	2	0	4	0	65,71
RTG	5	0	0	160	2	3	0	0	0	94,12
CAOSU	14	0	0	1	100	5	0	0	0	83,33
NN	5	5	7	2	7	50	10	6	0	54,35
DK	2	0	0	0	2	6	107	16	0	80,45
DC	0	0	0	0	0	2	9	155	0	93,37
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	16	100,00
PA (%)	87,38	56,00	67,65	91,95	78,13	70,42	84,92	85,64	100,00	OA = 83,77 K = 0,81

Bảng 3.3. So sánh độ chính xác phân loại của dữ liệu ảnh Landsat + NDVI và Landsat+NDVI, DEM, BSI và NDWI năm 2023

Trạng thái	NDVI		NDVI, BSI, NDWI		Chênh lệch	
	UA (%)	PA (%)	UA (%)	PA (%)	UA (%)	PA (%)
RTX	70,00	74,24	85,71	87,38	15,71	13,14
RBTX	31,58	26,09	73,68	56,00	42,1	29,91
RK	65,71	58,97	65,71	67,65	0	8,68
RTG	75,88	79,14	94,12	91,95	18,24	12,81
CAOSU	85,83	69,13	83,33	78,13	-2,5	9
NN	50,00	63,01	54,35	70,42	4,35	7,41
DKH	76,86	80,47	80,45	84,92	3,59	4,45
DC	89,22	86,63	93,37	85,64	4,15	-0,99
MN	100	87,75	100,00	100	0	12,25
OA%	74,92		83,77		8,64	
K	0,70		0,81		0,11	

Kết quả so sánh giữa hai tổ hợp biến đầu vào như đã đề cập cho thấy việc bổ sung các chỉ số phụ trợ như DEM, BSI, NDWI và NDVI đã giúp cải thiện đáng kể độ chính xác phân loại ở hầu hết các loại lớp phủ. Đặc biệt, các lớp rừng như RTX, RBTX, RTG và DKH đều ghi nhận mức tăng mạnh cả về UA và PA. OA tăng 8,64% và K tăng 0,11 đơn vị. Điều này cũng tương đồng với các nghiên cứu trước đó như Ur Rehman và cộng sự (2021) khi các tác giả đã sử dụng Landsat 8 kết hợp các chỉ số như NDVI, NDWI và NDSI với các band phổ gốc, độ chính xác tổng thể OA đã tăng từ 72,8 % lên 81,5 %, và hệ số K từ 0,62 lên 0,74, khi thêm dữ liệu địa hình DEM tiếp tục cải thiện độ chính xác lên 87,5 % và K=0,83; Ở một nghiên cứu khác ở Banda Aceh, Indonesia, Mulkal (2024) đã sử dụng ảnh Sentinel-2 cùng

với 12 chỉ số vật lý kể cả NDVI, NDWI, BSI để phân loại LULC với thuật toán RF, kết quả cho thấy độ chính xác tăng từ 87 % lên 91 %. Nhiều nghiên cứu khác cũng khẳng định việc kết hợp nhiều chỉ số giúp tăng độ chính xác của phân loại LULC (Arfa & Minaei, 2024; Belgiu & Drăguț, 2016).

Mặc dù kết quả được ghi nhận độ chính xác thành phần của từng lớp phủ đa phần tăng lên khi sử dụng bộ dữ liệu kết hợp nhiều biến số, tuy nhiên mức độ chênh lệch là khác nhau tùy thuộc vào đặc điểm của thảm phủ và điều kiện sinh thái và sự tham gia của các biến thành phần.

- Sự cải thiện rõ rệt nhất được ghi nhận ở RBTX, đây vốn là lớp phủ có độ chính xác thấp khi chỉ dùng NDVI (UA=31,58%; PA=26,09%), nhưng khi bổ sung thêm các chỉ số khác, độ chính xác đã tăng mạnh lên UA=73,68% và PA=56% (tăng lần lượt 42,1% và 29,91%); Điều này cho thấy sự tham gia của chỉ số NDWI và BSI có khả năng làm tăng hiệu quả phân loại lớp phủ dễ bị lẫn như RBTX – vốn thường bị nhầm với RTX bị suy thoái hoặc RK (Huong et al., 2020; Connette et al., 2016).

- Các lớp phủ RTX và RTG cũng có có sự ghi nhận tăng khá cao cả UA và PA; việc kết hợp nhiều chỉ số tạo ra thông tin bổ sung về sinh khối, ẩm tán, nền đất, cấu trúc và bối cảnh địa hình, hiện tượng theo mùa; nhờ vậy, hai lớp phủ RTX và RTG tách nhau rõ hơn; kết quả này cũng tương đồng với các nghiên cứu trước đây như Abramowitz et al., 2023; Spracklen & Spracklen, 2021; Zeferino et al, 2020; Yu et al, 2020).

- Lớp RK duy trì mức UA không đổi (65,71%) nhưng PA cải thiện thêm 8,68%, cho thấy bộ chỉ số có vai trò nhất định trong việc nâng cao độ chính xác PA. Trong khi đó, lớp CAOSU lại có sự sụt giảm nhẹ ở UA (-2,5%) mặc dù PA tăng 9%. Sự chênh lệch này nhiều khả năng xuất phát từ đặc tính rụng lá theo mùa, khiến phổ phản xạ dễ nhầm lẫn với RTG non hoặc vùng đất trống mới khai thác (Wang et al., 2024; Kou et al., 2015).

- Đáng chú ý, lớp DKH có UA và PA tăng đến 3,59% và 4,45% đơn vị, cho thấy có khả năng chỉ số bề mặt đất BSI đóng vai trò quan trọng trong việc tách biệt các vùng đất trống, đất xây dựng khỏi các lớp có thảm phủ thực vật. Kết quả này cũng

đồng nhất với một số công bố như Nguyễn Thế Hiền và cộng sự (2025), Can và cộng sự (2021), Trịnh Lê Hùng và Mai Đình Sinh (2019), Lê Lan Lam và Vũ Kim Chi, 2017.

- Đối với lớp MN, độ chính xác PA đã tăng từ 87,75% lên 100 %. Điều này cho thấy khả năng biến đầu vào NDWI đã có ảnh hưởng ý nghĩa để phân biệt MN. Kết quả này cũng phù hợp với các nghiên cứu trước như McFeeters (1996) - người đầu tiên đề xuất NDWI và chứng minh tính hiệu quả của chỉ số này trong việc phân biệt mặt nước khỏi các bề mặt đất có phản xạ cao. Sau đó, Xu (2006) tiếp tục cải tiến thành MNDWI (Chỉ số nước bình thường hóa cải tiến - Modified Normalized Difference Water Index), nâng cao khả năng loại nhiễu từ khu vực đô thị và đất trồng. Những nghiên cứu gần đây hơn như Nguyễn Thế Hiền và cộng sự (2025), Buma và cộng sự (2018) cũng khẳng định NDWI đã nâng cao đáng kể độ chính xác phân loại và đặc biệt hiệu quả trong các môi trường có đặc điểm quang phổ phức tạp như vùng đầm lầy hoặc khu vực nông nghiệp pha trộn mặt nước. Điều này cho thấy việc sử dụng NDWI không chỉ nâng cao hiệu quả phân loại lớp mặt nước mà còn phù hợp để ứng dụng trong các nghiên cứu giám sát tài nguyên nước, đánh giá hạn hán, và quản lý vùng ven hồ, sông ngòi.

- Riêng DC giảm nhẹ PA (-0,99%) nhưng mức chênh lệch này không đáng kể.

Mặc dù, độ chính xác thành phần của một số lớp phủ áp dụng phân loại sử dụng dữ liệu ảnh Landsat+ DEM + NDVI, BSI và NDWI thấp hơn so với phân loại sử dụng Landsat + NDVI, nhưng giá trị không đáng kể. Nhìn chung, độ chính xác OA tăng đáng kể từ 74,92% lên 83,77% và hệ số K cũng cải thiện từ 0,7 lên 0,81 khi so sánh giữa 2 kịch bản phân loại. Điều này cho thấy mô hình RF khi được hỗ trợ bởi tổ hợp biến NDVI + BSI + NDWI, DEM kết hợp với các band ảnh Landsat đã nâng cao độ tin cậy và tính ổn định của phân loại. Chính vì vậy, tổ hợp biến này được lựa chọn để áp dụng cho toàn bộ chuỗi ảnh giai đoạn 2010 – 2022, nhằm đảm bảo kết quả phân loại có tính nhất quán, phản ánh đúng thực trạng sử dụng đất và thảm phủ theo thời gian.

3.1.3 Phân loại ảnh Landsat từng năm giai đoạn 2010 – 2022

Dựa trên tổ hợp biến đầu vào tối ưu đã được xác định từ kết quả so sánh ở phần 3.1.2, nghiên cứu tiến hành áp dụng mô hình RF để phân loại lớp phủ đất cho chuỗi ảnh Landsat từ năm 2010 đến 2022. Độ chính xác UA, PA và ma trận sai số đánh giá độ chính xác phân loại cho từng năm được trình bày trong Phụ lục 8. Trong khi đó, các chỉ số đánh giá tổng hợp như độ chính xác OA và hệ số K được tổng hợp và thể hiện trong Bảng 3.4.

Bảng 3.4. Độ chính xác toàn bộ và hệ số K của các kết quả phân loại

TT	Năm	OA%	K
1	2010	85,90	0,83
2	2011	87,74	0,84
3	2012	86,32	0,84
4	2013	84,34	0,81
5	2014	89,52	0,87
6	2015	84,68	0,80
7	2016	87,02	0,84
8	2017	86,44	0,84
9	2018	81,54	0,77
10	2019	81,42	0,78
11	2020	82,13	0,78
12	2021	81,88	0,78
13	2022	81,41	0,77
14	2023	83,77	0,81

Trong đó: (OA%) Độ chính xác tổng thể; (K) Hệ số Kappa

Kết quả đánh giá độ chính xác phân loại sử dụng thuật toán RF cho chuỗi ảnh Landsat từ năm 2010 đến 2023 cho thấy OA đều đạt trên 80%, dao động từ 81,41% đến 89,52% và hệ số K dao động từ 0,77 đến 0,87. Độ chính xác cao nhất được ghi nhận vào năm 2014 (OA = 89,52%; K = 0,87), trong khi thấp nhất là năm 2022 (OA = 81,41%; K = 0,77).

Mức độ biến động trong độ chính xác có thể liên quan đến chất lượng ảnh vệ tinh, mức độ che phủ mây, sự phân biệt phổ giữa các lớp sử dụng đất trong từng năm, cũng như các yếu tố bên ngoài như thay đổi mùa vụ hoặc canh tác. Ví dụ, các năm có chất lượng ảnh tốt, độ nhiễu thấp (như 2014 và 2016), cho kết quả phân loại cao; ngược lại, những năm bị ảnh hưởng bởi mây hoặc hiện tượng El Niño – La Niña (như

2020 – 2022) có thể làm giảm khả năng phân biệt các lớp, dẫn đến OA và K thấp hơn.

Kết quả này phù hợp với các nghiên cứu trước đây như Le và cộng sự (2022), khi áp dụng RF kết hợp chuỗi NDVI và dữ liệu địa hình tại Thanh Hóa đã ghi nhận độ chính xác tổng thể từ 86–91% và hệ số K đạt 0,89, tương đương với các năm có OA cao trong nghiên cứu này. Tương tự, nghiên cứu của Nguyen Thi Thanh Huong và cộng sự (2020) tại tỉnh Đắk Nông sử dụng ảnh Sentinel-2 và mô hình RF cũng đạt $OA = 80,3\%$, $K = 0,81$, tương đương với mức trung bình giai đoạn 2017–2023 trong nghiên cứu này.

Kết quả đánh giá độ chính xác phân loại với OA dao động từ khoảng trên 81% đến trên 89% và hệ số K từ 0,77 đến 0,87 cho thấy hiệu suất phân loại đạt mức khá đến cao. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng một số lớp phủ như RK hoặc CAOSU,...vẫn tiềm ẩn sai số nhất định, đặc biệt trong các giai đoạn mùa khô – khi đặc điểm quang học của thảm thực vật thay đổi đáng kể. Ví dụ, các thảm phủ như RK, CAOSU đều có đặc điểm rụng lá vào mùa khô, làm giảm giá trị NDVI và dễ bị nhầm lẫn với DKH. Điều này đã được khẳng định trong nghiên cứu của 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. Tương tự, Hesketh và Sánchez-Azofeifa (2012) hay Myers và cộng sự (2024) 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.

Ngoài ra, nghiên cứu của Jaxa (2021) khi xây dựng chuỗi bản đồ lớp phủ toàn Việt Nam bằng ảnh ALOS và Landsat đã ghi nhận OA dao động trong khoảng 86–92% đối với phân loại cấp 1, khẳng định rằng kết quả hiện tại đạt độ tin cậy tương đương với các nghiên cứu và sản phẩm bản đồ đã được kiểm chứng. Điều này cho thấy mô hình RF có khả năng ổn định và hiệu quả trong việc phân loại lớp phủ đất rừng theo chuỗi thời gian, đặc biệt khi được hỗ trợ bởi tổ hợp các biến đầu vào như NDVI, NDWI, BSI và DEM.

Tóm lại, kết quả phân loại RF trong nghiên cứu này đạt độ tin cậy khá tốt, thể hiện khả năng ứng dụng hiệu quả của tổ hợp biến đa dạng trong bối cảnh phân loại

lớp phủ rừng vùng Tây Nguyên. Sự ổn định của các chỉ số OA và K qua các năm củng cố luận điểm rằng RF là công cụ mạnh cho giám sát rừng dài hạn, đặc biệt khi được tối ưu hóa bởi các chỉ số phổ và yếu tố địa hình – môi trường.

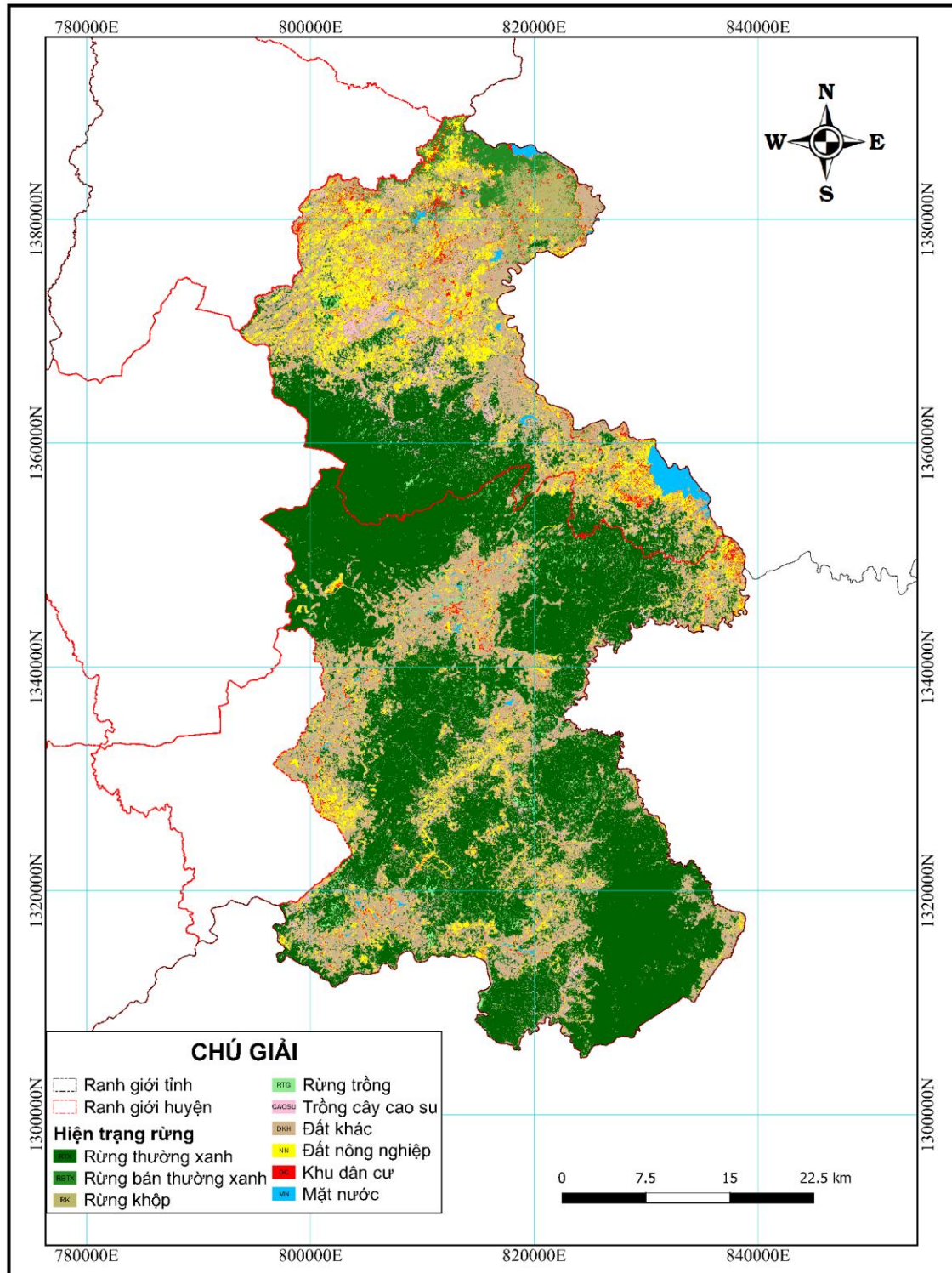
3.1.4. Xây dựng bản đồ LULC từng năm cho cả giai đoạn điều tra.

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 từ Hình 3.3 đến Hình 3.6 và Phụ lục 9. Nhìn vào các bản đồ ta thấy RTN phân bố rải rác và có xu hướng suy giảm rõ rệt từ năm 2010 đến năm 2023. Tính đến thời điểm gần đây, diện tích RTN chủ yếu chỉ còn tập trung tại Khu Bảo tồn Thiên nhiên Nam Nung và Vườn quốc gia Tà Đùng.

RK chủ yếu tập trung tại huyện Krông Nô, trong khi RBTX thường xuất hiện đan xen với các dạng RTX và RK, phản ánh đặc điểm chuyển tiếp sinh thái vùng. RTG phân bố chủ yếu ở các khu vực đồi núi thấp, vùng gò, gần khu DC hoặc xen kẽ trong các khoảng trống của RTN, thể hiện sự mở rộng rừng sản xuất dưới tác động của chính sách phát triển kinh tế lâm nghiệp.

Các loại hình sử dụng đất không phải là rừng, bao gồm NN, DKH, DC và MN, chủ yếu phân bố tại các khu vực có địa hình thấp và bằng phẳng. Các khu vực này thường có mức độ phân mảnh cao, cấu trúc không đồng nhất, với sự đan xen phức tạp giữa các loại hình sử dụng đất, phản ánh thực trạng thiếu quy hoạch không gian sử dụng đất rõ ràng và bền vững.

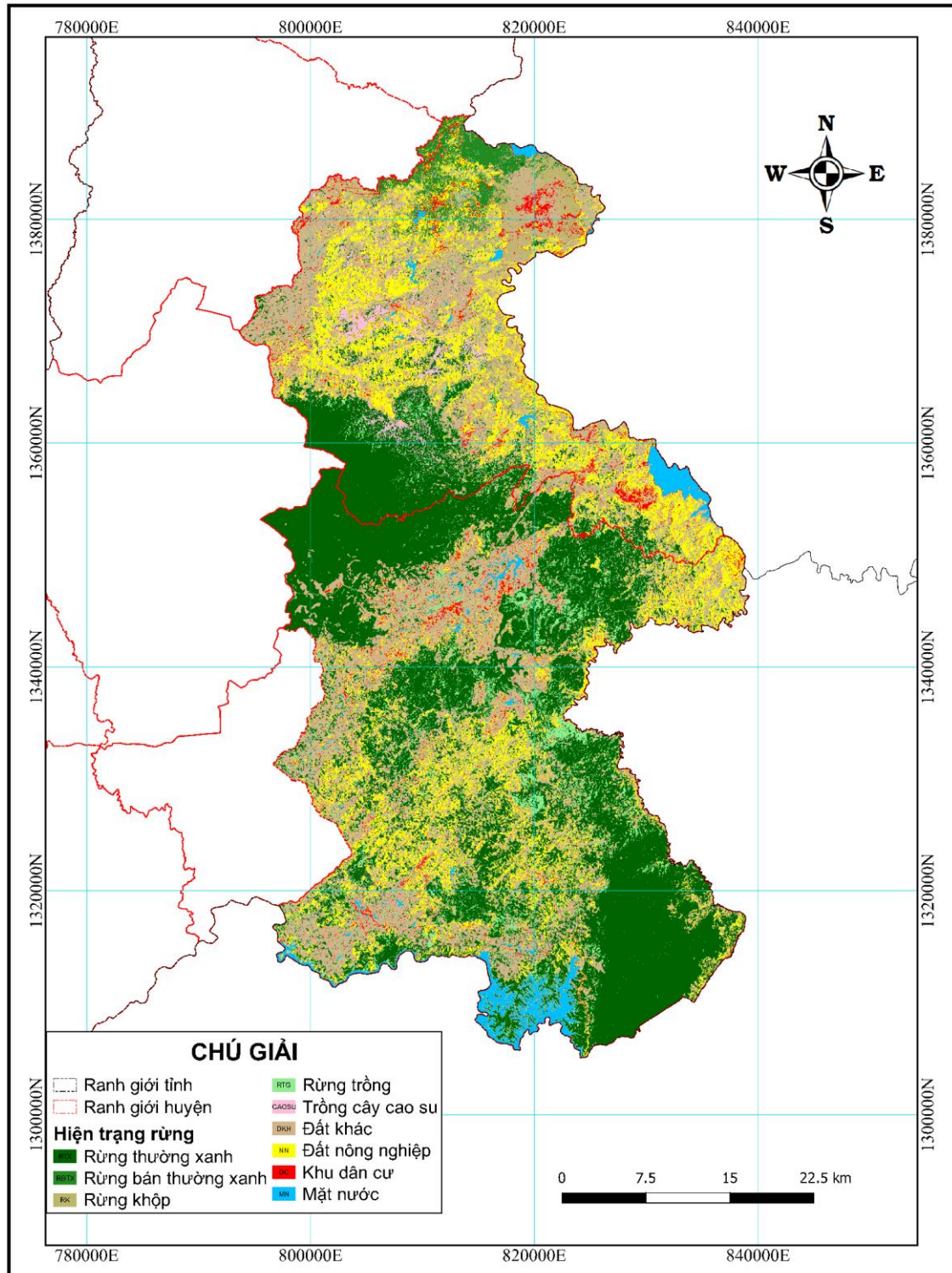
BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2010
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.3. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2010

**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2015
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

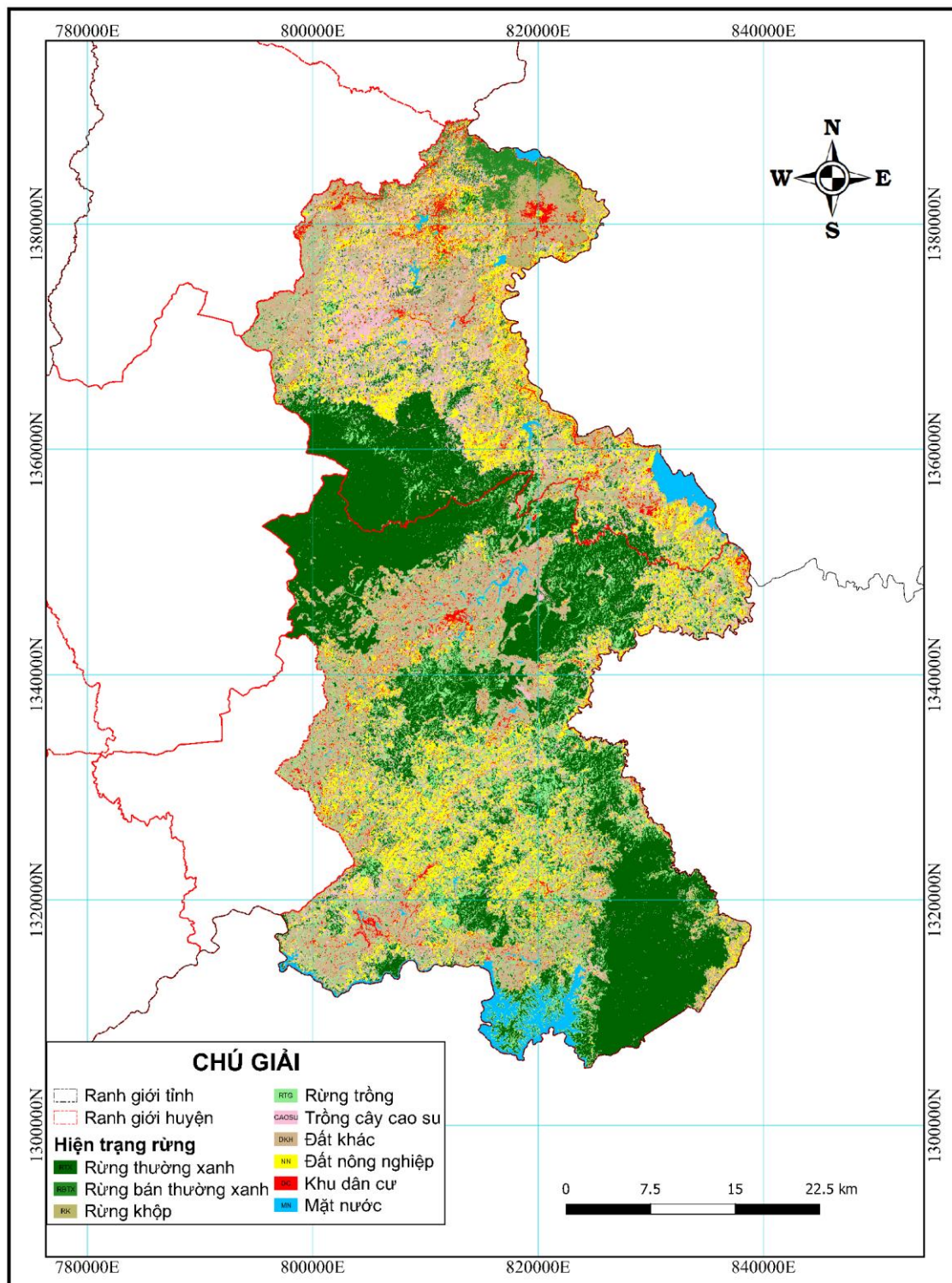
Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.4. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2015

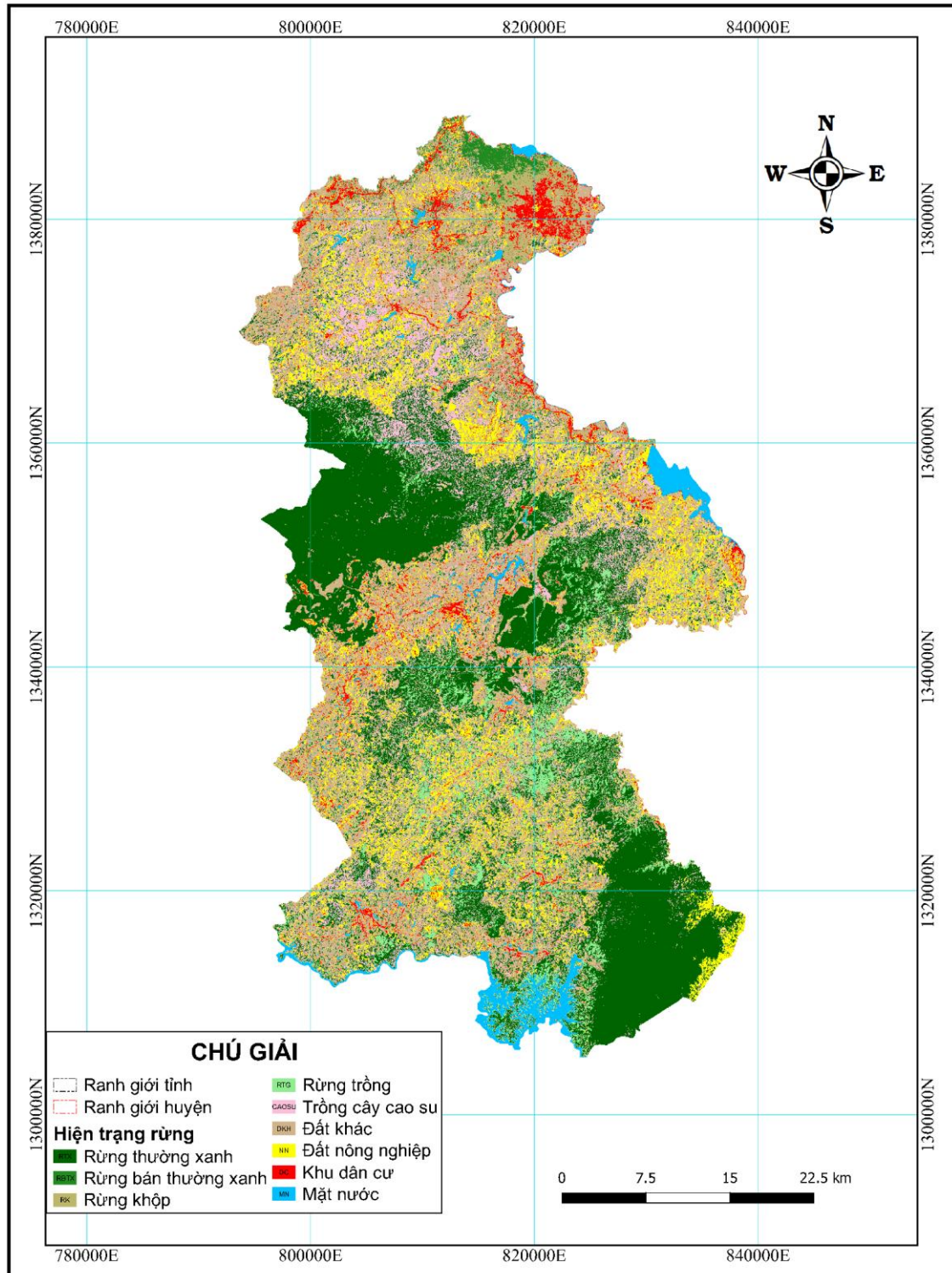
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2020
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.5. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2020

BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2023
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000

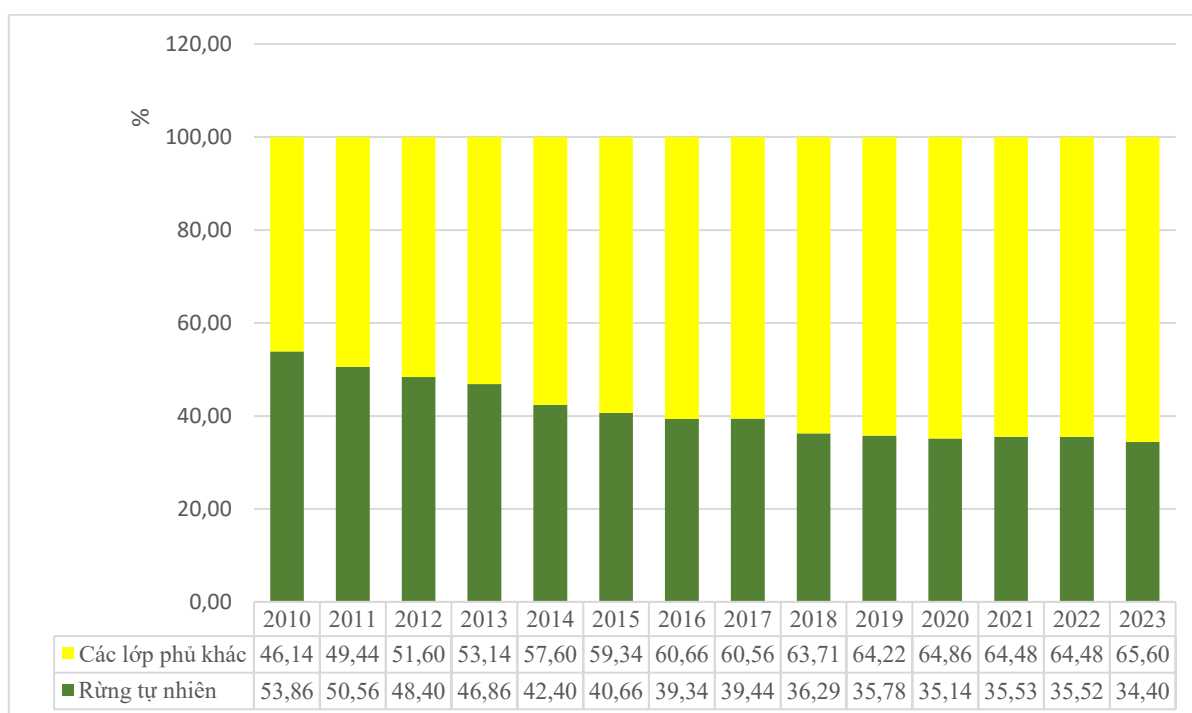


Hình 3.6. Bản đồ LULC huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô năm 2023

Bảng 3.5. Kết quả thống kê diện tích của các loại lúa phủ huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô giai đoạn 2010 – 2023

Đơn vị tính: ha

Tên lớp phủ Giá trị lớp phủ	RTX (1)	RBTX (2)	RK (3)	RTG (4)	CAOSU (5)	NN (6)	DKH (7)	DC (8)	MN (9)	Tổng cộng
2010	113.153,30	3.897,27	4.972,41	3.600,09	13.234,73	64.293,93	17.171,06	3.185,99	3.050,11	226.558,89
(%)	49,94	1,72	2,19	1,59	5,84	28,38	7,58	1,41	1,35	100
2011	106.907,10	3.140,73	4.502,88	4.887,81	20.416,05	64.251,18	14.678,94	3.210,39	4.563,81	226.558,89
(%)	47,19	1,39	1,99	2,16	9,01	28,36	6,48	1,42	2,01	100
2012	101.945,30	4.387,47	3.331,27	4.963,23	10.611,11	78.108,57	13.018,63	4.191,39	6.001,92	226.558,89
(%)	45,00	1,94	1,47	2,19	4,68	34,48	5,75	1,85	2,65	100
2013	97.902,81	3.805,57	4.451,49	8.898,66	6.737,04	65.575,46	28.425,93	5.115,69	5.646,24	226.558,89
(%)	43,21	1,68	1,96	3,93	2,97	28,94	12,55	2,26	2,49	100
2014	88.160,67	3.200,04	4.706,54	9.566,02	8.832,69	69.260,67	31.626,18	5.502,24	5.703,84	226.558,89
(%)	38,91	1,41	2,08	4,22	3,90	30,57	13,96	2,43	2,52	100
2015	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
(%)	36,81	1,81	2,04	5,72	2,45	31,48	14,88	2,33	2,48	100
2016	80.324,91	3.856,41	4.963,58	6.511,70	4.327,92	77.298,74	37.611,00	5.993,73	5.670,90	226.558,89
(%)	35,45	1,7	2,19	2,87	1,92	34,12	16,6	2,65	2,5	100
2017	80.773,11	4.211,46	4.370,13	10.002,05	14.400,97	84.692,50	14.700,16	7.056,04	6.352,47	226.558,89
(%)	35,65	1,86	1,93	4,42	6,36	37,38	6,49	3,11	2,8	100
2018	74.846,07	3.765,43	4.607,19	20.974,14	19.592,64	71.950,79	16.363,95	8.208,63	6.250,05	226.558,89
(%)	33,04	1,22	2,03	13,23	8,65	22,93	12,52	3,62	2,76	100
2019	74.128,59	2.955,34	3.982,05	18.093,96	21.354,93	67.345,83	23.517,98	9.192,87	5.987,34	226.558,89
(%)	32,72	1,30	1,76	7,99	9,43	29,73	10,38	4,06	2,64	100
2020	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
(%)	32,53	1,25	1,35	10,90	9,41	25,58	12,20	4,24	2,54	100
2021	74.263,23	2.583,00	3.638,70	18.075,24	18.262,89	60.042,24	34.413,92	9.326,71	5.952,96	226.558,89
(%)	32,78	1,14	1,61	7,98	8,06	26,5	15,63	3,68	2,63	100
2022	73.819,98	2.395,43	3.575,42	22.975,10	12.516,48	63.198,27	32.467,59	9.699,78	5.910,84	226.558,89
(%)	32,78	1,14	1,61	7,98	8,06	26,50	15,19	4,12	2,63	100
2023	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
(%)	31,20	1,28	1,92	9,99	6,73	29,12	12,74	4,28	2,74	100,00



Hình 3.7. Biểu đồ biến động RTN huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô qua các năm trong giai đoạn 2010 – 2023

Kết quả thống kê LULC từ năm 2010 đến 2023 được trình bày trong Bảng 3.5 và Hình 3.7, cho thấy sự thay đổi đáng kể về không gian và tỷ trọng giữa các loại rừng và nhóm sử dụng đất. Diện tích RTN (bao gồm RTX, RBTX, RK) – vốn giữ vai trò sinh thái quan trọng – giảm từ 122.023 ha năm 2010 (chiếm 53,86%) xuống còn 77.943 ha năm 2023 (34,4%), tức mất khoảng 44.000 ha sau 13 năm. So sánh với kết quả diện tích rừng dựa trên báo cáo hàng năm của UBND tỉnh được thống kê trong Phương án phát triển RTN của Tỉnh Đắk Nông (Nguyễn Thị Thanh Hương và cộng sự, 2021), diện tích RTN thống kê cho huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2021 giảm 33.129 ha; với kết quả phân loại giai đoạn 2010 – 2021 của nghiên cứu này thì RTN mất 41.538 ha; lệch khoảng 8.400 ha. Xu hướng giảm này cũng phù hợp với đánh giá toàn cầu của Hansen và cộng sự (2013), theo nghiên cứu nạn phá rừng nhiệt đới chủ yếu xuất phát từ các hoạt động khai thác gỗ, chuyển đổi sang NN và phát triển cơ sở hạ tầng; nghiên cứu chỉ rõ RTN ở khu vực Đông Nam Á đã giảm mạnh trong giai đoạn 2000 – 2012, đặc biệt tại các quốc gia có áp lực dân số và sản xuất nông nghiệp cao như Việt Nam, Indonesia, Malaysia. Bên cạnh đó, FAO (2020)

cũng ghi nhận rằng RTN trên toàn cầu tiếp tục suy giảm, chiếm phần lớn trong tổng số diện tích rừng bị mất mỗi năm.

Trong giai đoạn 2010 – 2023, lớp phủ RTN suy giảm theo nhịp không đồng đều. Cụ thể, giai đoạn 2010 – 2011 chứng kiến mức suy giảm khá mạnh của RTN (giảm hơn 7.400 ha, tương đương giảm 3,28%); từ năm 2011-2013, tốc độ suy giảm có phần giảm đáng kể; sau đó giai đoạn 2013 – 2014, diện tích RTN giảm nhiều nhất trong cả giai đoạn điều tra (khoảng 10.000 ha, tương đương giảm 4,45%); sau mốc này, mức suy giảm nhìn chung có chiều hướng ít lại; tuy nhiên đến giai đoạn 2017 – 2018 lại xuất hiện một đợt giảm đáng kể (giảm hơn 6.100 ha, tương đương giảm 3,15%); giai đoạn từ 2018-2023, mức độ suy giảm lớp phủ RTN khá thấp và tương đối ổn định. Mức độ suy giảm xen kẽ những giai đoạn ổn định này có thể liên quan đến các yếu tố mở rộng đất canh tác, phát triển cây công nghiệp hoặc thay đổi chính sách quản lý rừng theo từng thời kỳ. Đối chiếu với báo cáo thường niên của UBND tỉnh được thống kê trong Phương án phát triển RTN tỉnh Đắk Nông cũng cho thấy các đỉnh mất RTN tập trung ở hai giai đoạn 2013-2014 và 2017-2018, phù hợp với kết quả phân tích trên (Nguyễn Thị Thanh Hương et al., 2021).

Trong khi đó, RTG tăng mạnh và cũng có sự biến động tăng giảm không đồng đều trong giai đoạn 2010 – 2023, lớp phủ này tăng đáng kể về dài hạn, từ khoảng 3.600 ha (chiếm 1,59% tổng diện tích) năm 2010 lên đến hơn 22.600 ha (chiếm khoảng 9,99%) năm 2023, tức tăng hơn 19.000 ha (gần 6 lần). Diễn biến theo năm có tính chu kỳ, thể hiện rõ năm giai đoạn biến động phức tạp: (i) giai đoạn 2010 – 2015 tăng liên tục, nổi bật là giai đoạn 2012 – 2013 và 2014 – 2015 đều tăng hơn 3.900 ha; (ii) giai đoạn 2015 – 2016 điều chỉnh giảm mạnh nhất toàn chuỗi (giảm khoảng gần 6.500 ha); (iii) giai đoạn 2016 – 2018 phục hồi mạnh, riêng giai đoạn 2017 – 2018 tăng gần 11.000 ha; (iv) giai đoạn 2018 – 2020 dao động tăng giảm, giai đoạn 2018 – 2019 giảm hơn 2.880 ha nhưng giai đoạn 2019 – 2020 lại tăng khoảng 6.600 ha, đưa diện tích RTG đạt đỉnh (xấp xỉ 24.700 ha vào năm 2020); (v) giai đoạn 2020 – 2023 giảm mạnh (giảm khoảng 6.600 ha năm 2021), sau đó phục hồi (tăng gần 4.900 ha năm 2022) và giảm nhẹ đến năm 2023, song vẫn thấp hơn đỉnh 2020. Như vậy,

RTG mở rộng rõ rệt và ngày càng chiếm tỷ trọng lớn trong cơ cấu sử dụng đất, dù kèm các biến động ngắn hạn theo chu kỳ đầu tư–khai thác. Xu hướng này phản ánh kết quả tích cực từ các chương trình trồng rừng quy mô lớn và chuyển đổi sinh kế trong lâm nghiệp – một xu hướng đã được khuyến nghị trong các chính sách của Bộ NN&PTNT Việt Nam (MARD, 2022) và được xác nhận trong nghiên cứu của Dang (2022), khi phân tích vai trò của chính sách trong tái trồng rừng và duy trì độ che phủ. Tuy nhiên, do đặc điểm sinh thái và cấu trúc tầng tán đơn giản hơn, RTG không thể thay thế toàn diện chức năng sinh thái và đa dạng sinh học của các khu RTN, đặc biệt về đa dạng sinh học và lưu trữ carbon (Pirard et al., 2016). Sự gia tăng này phản ánh các chương trình trồng rừng hoặc chuyển đổi từ RTN sang RTG ở quy mô lớn, tỉnh Đắk Nông ban hành nhiều quyết định và phê duyệt các kế hoạch trồng rừng (UBND tỉnh Đắk Nông, 2017a, 2017b; 2021); theo các thông tin trên Báo điện tử Đắk Nông và Vietnamplus, tỉnh Đắk Nông những năm 2018, 2020, 2022 luôn vượt kế hoạch trồng rừng, trong đó luôn dẫn đầu là 2 huyện Đắk Glong và Krông Nô.

Đối với lớp phủ CAOSU diện tích đạt đỉnh năm 2011 (20.416 ha, chiếm 9,01% tổng diện tích) nhưng giảm xuống còn 15.238 ha (chiếm 6,73%) vào năm 2023. Gitz và cộng sự (2023) cho rằng biến động này có thể do giá CAOSU thế giới giảm sâu, dẫn đến nông dân giảm trồng cao su hoặc chuyển sang cây trồng khác có lợi nhuận cao hơn.

Bên cạnh đó, việc phân loại ảnh dựa trên dữ liệu Landsat cũng có thể bị ảnh hưởng bởi độ phân giải không gian (30 m), khiến việc phân biệt các lớp đất có cấu trúc dạng đan xen (như nông nghiệp xen cây lâu năm hoặc rừng nghèo xen RTG) gặp khó khăn. Do vậy, các sai số phân loại có thể ảnh hưởng đến độ chính xác trong thống kê diện tích, nhất là ở các lớp có diện tích nhỏ, phân bố phân mảnh hoặc có tín hiệu phổ tương đồng.

Sự thay đổi này không chỉ dẫn đến mất mát diện tích RTN có giá trị đa dạng sinh học cao mà còn tiềm ẩn rủi ro về suy giảm dịch vụ hệ sinh thái, đặc biệt là chức năng điều tiết nguồn nước, chống xói mòn và bảo tồn sinh cảnh. Mặc dù RTG và CAOSU có thể góp phần tăng độ che phủ đất, song cấu trúc đơn loài, tầng tán đơn

giảm và giá trị sinh thái thấp khiến chúng khó có thể thay thế hoàn toàn vai trò của RTN trong hệ sinh thái nhiệt đới.

3.1.5. Phân tích LULCC trong giai đoạn 2010 – 2023.

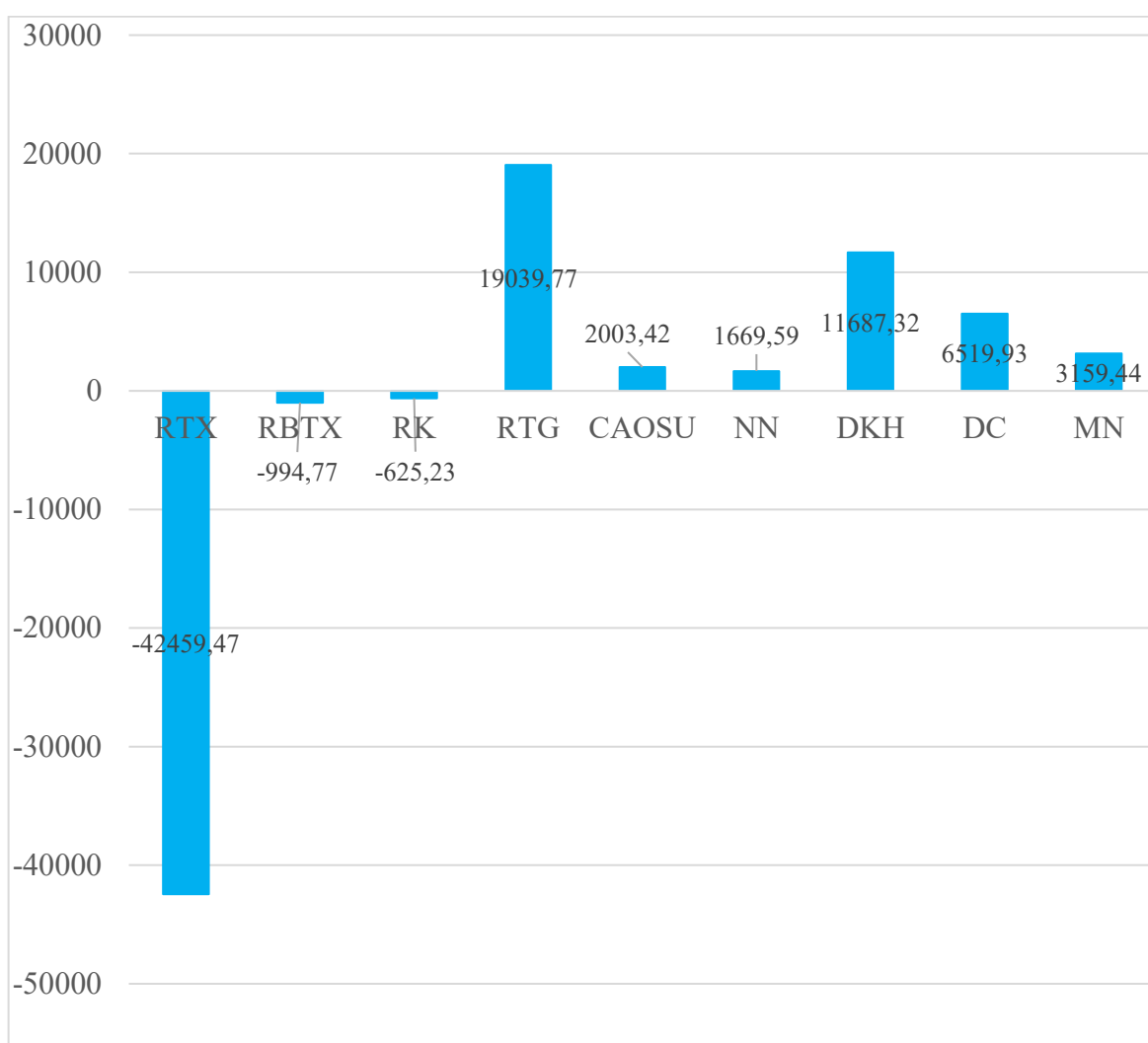
Dựa trên kết quả phân loại ảnh vệ tinh chuỗi thời gian, các ma trận chuyển đổi đất (LULC transition matrix) đã được xây dựng và phân tích cho từng giai đoạn nghiên cứu.

Bảng 3.6. Ma trận biến động giai đoạn 2010 - 2011*Đơn vị tính: ha*

2010	2011									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	DNN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	105.142,44	44,37	25,11	1.404,17	1.107,70	2.128,25	2.628,90	16,56	655,8	113.153,31
RBTX	19,71	1.897,29	485,1	15,3	134,01	1.289,43	13,59	23,94	18,9	3.897,27
RK	22,08	61,73	2.086,58	22,32	388,26	2.203,97	51,48	58,59	77,4	4.972,41
RTG	300,76	1,98	4,05	2.544,77	104,13	243,54	305,82	0,72	94,32	3.600,09
CAOSU	343,22	73,53	126,63	153,27	7.843,01	4.052,00	397,36	13,14	232,57	8.234,73
NN	286,40	835,92	1.351,77	652,28	8.152,64	46.968,53	4.605,41	863,13	577,85	64.293,93
DKH	749,95	149,49	369,83	68,58	2.531,88	6.464,05	6.250,13	413,09	174,06	22.171,05
DC	14,4	54,44	43,54	9,11	144,33	823,79	325,8	1.750,24	20,34	4.185,99
MN	28,14	21,98	10,27	18,01	10,09	77,62	100,45	70,98	2.712,57	2.050,11
Tổng	106.907,13	3.140,73	4.502,88	4.887,81	20.416,05	64.251,18	14.678,91	3.210,39	4.563,81	226.558,89

Bảng 3.7. Ma trận biến động giai đoạn 2010 – 2023*Đơn vị tính: ha*

2010	2023									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	DNN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	69.623,42	48,6	93,96	14.050,75	2.977,73	13.816,62	9.695,70	823,59	2.022,93	113.153,30
RBTX	23,58	1.466,82	829,08	19,71	46,8	1.000,89	162,27	313,2	34,92	3.897,27
RK	47,61	155,52	1.731,69	21,51	128,52	1.168,29	223,56	1.414,35	81,36	4.972,41
RTG	79,28	3,06	7,2	1.957,24	239,22	877,05	243,09	79,92	114,03	3.600,09
CAOSU	97,76	66,24	117,36	278,55	7.709,52	3.235,95	1.192,23	202,68	334,44	13.234,73
NN	559,02	839,07	1.068,57	5.626,20	1.345,22	40.312,35	10.064,34	4.136,63	342,53	64.293,93
DKH	181,98	199,62	243,18	639,82	2.573,80	4.765,14	6.680,22	1.622,16	265,14	17.171,06
DC	78,66	116,1	240,21	37,26	215,27	736,02	586,89	1.081,53	94,05	3.185,99
MN	2,52	7,47	15,93	8,82	2,07	51,21	10,08	31,86	2.920,15	3.050,11
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 3.8. Biến động LULC giai đoạn 2010 – 2023

Kết quả phân tích các ma trận LULCC được tổng hợp cho từng cặp năm và cả giai đoạn, thể hiện ở Bảng 3.6, Bảng 3.7 và Phụ lục 10 cho thấy rõ dòng chuyển dịch giữa các lớp sử dụng đất từng năm. Những ô màu vàng trong bảng thể hiện là diện tích lớp phủ được giữ nguyên, còn các ô bên cạnh là diện tích lớp phủ chuyển sang các loại lớp phủ khác, điển hình là một số lớn diện tích RTX chuyển sang RTG, CAOSU, NN và DKH, cho thấy các quá trình khai thác – chuyển đổi mục đích sử dụng đất đã và đang diễn ra mạnh mẽ trong giai đoạn này. Đây là bằng chứng cụ thể cho thấy sự mất rừng không chỉ đơn thuần là giảm diện tích tổng thể mà còn là kết quả của những chuyển đổi sử dụng đất cụ thể và định hướng chính sách tại địa phương. Để thấy rõ hơn mức độ tăng/giảm của các loại hình LULC, biểu đồ minh họa Hình 3.8 cũng được trình bày để trực quan kết quả này; trong biểu đồ phần dưới

trực hoành là diện tích suy giảm, trong khi phần phía trên là diện tích tăng thêm do chuyển từ loại LULC này sang loại/các loại LULC khác.

- RTX là lớp phủ bị suy giảm mạnh nhất trong giai đoạn điều tra; trong cả giai đoạn diện tích không thay đổi là 69.623,42 ha tương đương hơn 66%; trong khi có 43.530 ha (tương ứng gần 34% tổng diện tích) đã chuyển đổi sang các loại LULC khác. Phần lớn diện tích RTX chuyển sang RTG (14.050,75 ha), NN (13.816,62 ha) và DKH (9.695,7 ha). Điều này cũng tương đồng với các phát hiện trên phạm vi toàn cầu. Hansen và cộng sự (2013) ghi nhận quá trình mất rừng nhiệt đới mạnh mẽ tại các khu vực như Amazon, Đông Nam Á và Trung Phi, chủ yếu do chuyển thành vùng trồng trọt và cây công nghiệp (Liu et al, 2025). Sự tương đồng tỷ lệ chuyển đổi tại khu vực nghiên cứu cũng phản ánh xu hướng mở rộng canh tác tại các vùng nhiệt đới đang phát triển trong nghiên cứu của Winkler và cộng sự (2021). Sự chuyển đổi RTX sang CAOSU, DKH và NN có thể là hệ quả tất yếu của áp lực phát triển – nhưng cũng phản ánh khoảng trống trong chính sách kiểm soát chuyển đổi mục đích sử dụng đất. Thực tế này gợi mở nhu cầu cần thiết phải giám sát chặt chẽ việc thực hiện các chính sách cũng như các điểm nóng FCC.

- Diện tích RBTX và RK cũng bị chuyển đổi đáng kể. Trong cả giai đoạn, 2 lớp phủ này bị chuyển đổi 5.700 ha (tương ứng với 64 %); diện tích không thay đổi chỉ khoảng 3.200 ha (36%). Diện tích này chủ yếu chuyển sang NN và DC (tương đương gần 4.000 ha, chiếm gần 69% tổng diện tích chuyển đổi).

- Lớp phủ RTG có sự biến động tăng/giảm phức tạp trong cả giai đoạn điều tra (tăng 19.039,77 ha). Tuy nhiên, đa phần diện tích lớp phủ này được giữ nguyên, diện tích RTG tăng lên là do các lớp phủ khác chuyển đổi qua, trong đó RTN là 14.091,97 ha (chủ yếu là diện tích RTX chuyển đổi), chiếm 74% tổng diện tích tăng của lớp RTG; tiếp đến là diện tích NN (cả giai đoạn có 5.626,2 ha chuyển đổi sang RTG). Tương tự như lớp phủ RTG, diện tích CAOSU tăng cũng chủ yếu từ các lớp phủ RTX, DKH và NN.

- Diện tích NN không thay đổi là 40.312,35 ha (chiếm gần 63% tổng diện tích lớp phủ NN năm 2010 được giữ nguyên). Trong khi diện tích NN tăng lên chủ yếu chuyển đổi từ RTX với 13.816,62 ha, DKH với 4.765,14 ha và CAOSU với 3.253,95 ha; tiếp đến là diện tích RBTX và RK và một diện tích nhỏ từ RTG chuyển qua. Ở chiều ngược lại, diện tích NN chuyển đáng kể sang DKH là 10.064,34 ha, RTG với

5.626,20 ha và DC là 4.136,63 ha. Sự chuyển đổi phức tạp này đã phản ánh chu kỳ chuyển đổi qua lại giữa các lớp NN, DKH, RTG.

- DKH là lớp phủ có biến động chuyển đổi lớn nhất: tỷ lệ giữ nguyên chiếm gần 39% (6.680,22 ha) so với diện tích ban đầu (năm 2010). Diện tích DKH tăng lên chủ yếu từ đất NN với 10.064,34 ha (tăng 25 % so với diện tích DKH ban đầu); chuyển từ RTX là 9.695,70 ha; trong khi đó diện tích DKH chuyển sang NN là 4.765,14 ha, CAOSU 2.573,80 ha, DC 1.622,16 ha và RTG 639,82 ha. Tính trong cả giai đoạn, diện tích DKH tăng ròng là 11.678,32 ha.

- Diện tích DC tăng rõ rệt so với đầu giai đoạn là tăng 6.519,93 ha (tương đương tăng gấp 3 lần so với năm 2010). Trong đó, diện tích DC giữ nguyên chỉ 1.081,53 ha, DC tăng từ các LULC khác chuyển qua là 5.438,4 ha, đóng góp lớn nhất là từ đất NN chuyển qua với 4.136,63 ha (chiếm trên 76% diện tích các LULC khác chuyển sang DC), tiếp đến DKH 1.622,16 ha (chiếm 29,8%), RK 1.414,35 ha (chiếm 26%) và từ RTX 823,59 ha. Ở chiều ngược lại diện tích DC chuyển sang các loại hình khác, chủ yếu là NN và DKH với diện tích không nhiều.

- Trong suốt giai đoạn, hơn 95% thảm phủ MN là không thay đổi, trong khi đó diện tích tăng thêm là 3.159,44ha. Diện tích MN tăng chủ yếu được chuyển đổi từ RTX với 2.022,93 ha, từ NN với 342,53 ha và từ CAOSU 334,44 ha. Đối chiếu với bản đồ LULC các năm ta thấy diện tích MN tăng lên chủ yếu tại khu vực huyện Đắk Glong. Điều này là phù hợp với thực tế mở rộng các công trình thủy điện tại khu vực này (Thủy điện Đồng Nai 3 và 4).

Nhìn chung:

- Sự chuyển đổi RTX sang các lớp phủ khác, đặc biệt là NN, DKH, DC và RTG, phản ánh rõ tác động mạnh mẽ của quá trình phát triển KT – XH và đô thị hóa. Việc mở rộng NN để trồng trọt và khai thác lâm sản là nguyên nhân chính gây suy giảm diện tích RTN. Đồng thời, diện tích RTG tăng lên cho thấy nỗ lực trong việc phục hồi cảnh quan rừng, dù RTG thường không có chức năng sinh thái đa dạng như RTN.

- RTG đã đóng vai trò quan trọng trong quá trình chuyển đổi lớp phủ, từ việc mở rộng diện tích để bù đắp cho sự suy giảm của RTN, đến việc chuyển đổi linh hoạt giữa các mục đích sử dụng đất khác như NN hoặc phát triển hạ tầng.

- NN và DKH là hai loại lớp phủ chính được mở rộng từ việc chuyển đổi RTN và RTG. Sự biến động giữa các LULC này thể hiện rõ ảnh hưởng của phát triển kinh tế và chính sách sử dụng đất trong khu vực.

Tóm lại, LULCC giai đoạn 2010–2023 tại khu vực nghiên cứu thể hiện sự chuyển đổi phức tạp giữa các loại hình sử dụng đất, phản ánh rõ nét tác động tổng hợp của các yếu tố kinh tế, chính sách và nhu cầu phát triển xã hội. Đặc biệt, diện tích RTN (RTX, RBTX, RK) giảm mạnh hơn 43.530 ha, chủ yếu chuyển đổi sang NN và DKH. Mức biến động này tương đồng với kết quả nghiên cứu của Nguyễn Thị Thanh Hương (2022) tại tỉnh Đắk Lắk, ghi nhận tốc độ mất rừng tự nhiên trung bình 1,1%/năm giai đoạn 2010–2020, chủ yếu do chuyển đổi sang NN và RTG. So sánh với nghiên cứu của Dương Thị Mai Dương và cộng sự (2016) tại Đắk Nông, tốc độ chuyển đổi từ đất rừng sang đất nông nghiệp tại Đắk Glong – Krông Nô cao hơn so với toàn tỉnh, cho thấy tác động mạnh mẽ từ di cư tự do và mở rộng cây công nghiệp dài ngày (cà phê, hồ tiêu). Kết quả này cũng phù hợp với quan sát của Hansen et al. (2013) về xu hướng mất rừng nhanh tại các vùng cao nguyên Đông Dương, nhưng khác biệt ở chỗ khu vực nghiên cứu ghi nhận sự gia tăng song song diện tích RTG – yếu tố ít thấy ở các khu vực rừng khộp Campuchia hay Lào (Curtis et al., 2018).

Bảng ma trận biến động diện tích từ năm 2010 đến 2023 cho thấy sự thay đổi đáng kể giữa các loại lớp phủ, trong đó biến động diện tích RTN là điểm đáng quan tâm, không chỉ phản ánh các tác động nhân sinh mà còn chịu ảnh hưởng từ các yếu tố

môi trường, khí hậu và kỹ thuật canh tác. Mặc dù có nhiều nỗ lực trồng rừng trên toàn quốc – bao gồm chương trình trồng rừng sản xuất và phục hồi rừng tại Đắk Nông – nhưng diện tích RTN vẫn tiếp tục suy giảm nghiêm trọng ở nhiều khu vực của Tây Nguyên (Kissinger, 2020). Sự gia tăng diện tích RTG tuy góp phần cải thiện độ che phủ rừng toàn tỉnh, song không thể bù đắp hoàn toàn giá trị sinh thái, đa dạng sinh học và khả năng điều hòa môi trường của các hệ rừng thường xanh nguyên sinh đã mất. Các nghiên cứu của Bremer & Farley (2010) và Hua et al. (2018) cũng chỉ ra rằng rừng trồng, đặc biệt là rừng đơn loài, chỉ tái tạo được một phần nhỏ các chức năng sinh thái so với rừng tự nhiên.

Nhìn chung, xu thế LULCC tại Đắk Nông mang tính điển hình cho vùng Tây Nguyên: RTN suy giảm, RTG tăng, NN mở rộng nhanh và chịu chi phối mạnh bởi các biến động KT-XH. Những kết quả này không chỉ củng cố tính khái quát của mô hình phân tích mà còn nhấn mạnh nhu cầu cấp thiết phải quản lý và quy hoạch sử dụng đất một cách hiệu quả, kết hợp giữa phát triển kinh tế – xã hội và bảo tồn giá trị sinh thái, nhằm đảm bảo sự phát triển bền vững của các hệ sinh thái rừng trong bối cảnh biến đổi khí hậu hiện nay.

3.2. Xác định điểm nóng FCC khu vực nghiên cứu

3.2.1. Phân tích tương quan không gian và xác định điểm nóng

Để phân tích vị trí không gian trong LULCC, nghiên cứu đã áp dụng phương pháp phân tích điểm nóng (Hotspot Analysis) sử dụng chỉ số Getis-Ord G_i^* – một công cụ mạnh trong việc phát hiện các cụm giá trị cao hoặc thấp có ý nghĩa thống kê trong không gian. Chỉ số này cho phép xác định các vùng có xu hướng tập trung cao độ về biến động thảm phủ đất, thay vì phân bố ngẫu nhiên, qua đó làm sáng tỏ các vùng có nguy cơ mất rừng cao (hotspots) hoặc vùng ổn định bền vững (coldspots) trong không gian địa lý (Ord & Getis, 1992; Anselin, 1995).

Kết quả phân tích cụm không gian (Hot Spot Analysis) của FCC giai đoạn 2010 – 2023 được thể hiện trong Bảng 3.8 cho thấy các mức độ hình thành cụm điểm nóng và lạnh theo từng cặp năm cụ thể.

Trong toàn bộ giai đoạn 2010 – 2023, tổng diện tích RTN có biểu hiện hình thành cụm không gian có ý nghĩa thống kê (tức giá trị G_i^* khác 0) chiếm 47.967,79 ha, trong số đó cụm nóng chiếm gần 90,67% (tương ứng 43.490,2 ha) ở mức ý nghĩa thống kê 90% và 95%, cụm lạnh chiếm 9,33% (tương ứng với 4.477,59 ha) ở mức ý nghĩa thống kê 95%. Không có cụm nóng/lạnh RTN nào đạt ý nghĩa thống kê với độ chính xác 99%. Bên cạnh đó, chỉ có một diện tích rất nhỏ với 34,92 ha (chiếm chưa đến 0,1%) là không thuộc nhóm hình thành cụm ($G_i_Bin = 0$). Điều này cho thấy đa phần các FCC diễn ra tập trung theo các cụm không gian nhất định.

Phân tích trên từng cặp năm trong giai đoạn nghiên cứu, có thể thấy diện tích không thuộc nhóm hình thành cụm (tức là $G_i_Bin = 0$) thay đổi trong từng thời điểm. Tương tự vậy, các cụm nóng/ lạnh xuất hiện trong từng cặp năm cũng khác nhau (với mức ý nghĩa thống kê trên 90%). Trong đó có thể thấy các cụm nóng xuất hiện khá nhiều trong giai đoạn trước 2018; sau giai đoạn này, mặc dù vẫn có mặt những cụm nóng tuy vậy với diện tích là không đáng kể. Sự biến động RTN (cụm nóng/cụm lạnh) trong giai đoạn phân tích với các mức ý nghĩa thống kê được tóm tắt như sau:

- Ở mức 99% ($G_i_Bin = 3$): Các cụm nóng xuất hiện với diện tích nhiều nhất là trong giai đoạn 2012 - 2013, 2017 – 2018 – 2019 , đặc biệt là giai đoạn 2017 – 2018 đạt 11.614,6 ha, chiếm trên 62% cụm nóng; tiếp theo là giai đoạn 2018 – 2019 chiếm 29,44%, giai đoạn 2012 – 2013 chiếm 7,2 %. Đây là các giai đoạn có mức độ biến động mạnh mẽ nhất, cho thấy khả năng có sự mở rộng đất sản xuất, khai thác rừng hoặc sự thay đổi trong hành vi sử dụng đất tại địa phương. Điều này cũng tương đồng khi so sánh với bảng thống kê diện tích rừng ở Bảng 3.5 phần 3.1.4 (tức là khi xuất hiện cụm nóng thì ngay sau thời gian có sự suy giảm mạnh diện tích RTN). Xu hướng này cũng được Meyfroidt và cộng sự (2013) chỉ ra, các vùng có sự chuyển tiếp từ rừng sang NN tại miền núi Việt Nam thường là nơi có xu hướng mất rừng nhanh. Theo các tác giả, các nguyên nhân mất rừng thông thường đến từ sự tác động đồng thời của chính sách, tăng dân số, xây dựng hạ tầng, ... Trong nghiên cứu này, ngoài những đề cập ở trên, có thể thấy các giai đoạn khác có sự xuất hiện cụm nóng rải rác

với diện tích không đáng kể (146,87 ha năm 2015 – 2016; 1.146,87 ha năm 2020 – 2021; 94,23 ha giai đoạn 2022 - 2023).

- Ở mức 95% ($Gi_Bin = 2$): Cụm điểm nóng rải rác ở hầu hết các giai đoạn, trong đó tập trung nhiều nhất là giai đoạn 2014 – 2015 (chiếm gần 42,45% tổng các giai đoạn), 2015 – 2016 (chiếm xấp xỉ 16,13%), 2012 – 2013 (chiếm trên 15,63%).

- Ở mức 90% ($Gi_Bin = 1$), cụm nóng xuất hiện ở hầu hết các năm với diện tích khá lớn, dao động từ trên 2.000 ha đến 9.000 ha, cao nhất là giai đoạn 2013 – 2014 (chiếm trên 24,3% tổng các giai đoạn), thấp nhất là giai đoạn 2015 – 2016 (chiếm gần 7,2%).

- Ở chiều ngược lại, cụm lạnh (coldspots) không có cụm nào đạt mức ý nghĩa thống kê 99% ($Gi_Bin = -3$). Giai đoạn 2017 – 2018 là giai đoạn nổi bật nhất của cụm điểm lạnh ($Gi_Bin = -2$), với 4.427,73 ha (chiếm gần 56,5%% tổng các giai đoạn có điểm lạnh ở mức ý nghĩa này). Giai đoạn 2014 – 2016 có cụm điểm lạnh đạt trên dưới 1.500 ha với mức ý nghĩa 95%; ở mức $Gi_Bin = -1$ xuất hiện với diện tích không nhiều, tập trung ở một số giai đoạn 2012 – 2013 và 2014 – 2016. Các giai đoạn còn lại hầu như không có điểm lạnh ở mức ý nghĩa này.

Tóm lại, kết quả Gi^* chỉ ra các cụm nóng/ lạnh xuất hiện từng đợt, xen kẽ những giai đoạn không có cụm rõ. Các đỉnh hotspot nổi bật tập trung ở 2013–2018. Ngược lại trong giai đoạn 2019–2023, không có sự xuất hiện cụm điểm lạnh ở các mức ý nghĩa thống kê khác nhau; đồng thời cụm điểm nóng cũng ít xuất hiện, một diện tích nhỏ cụm điểm nóng ở mức ý nghĩa 90%. Điều này cho thấy sự ổn định về FCC trong những năm gần đây.

Kết quả cho thấy FCC mang tính không gian theo thời gian, không phải ngẫu nhiên. Sự xuất hiện cụm nóng (hotspot) cho thấy rủi ro mất rừng hoặc suy thoái ngay sau đó, do đó cần được ưu tiên giám sát và quản lý kịp thời. Hiện tượng “dịch chuyển cụm nóng” là dấu hiệu quan trọng trong quy hoạch sử dụng đất, phản ánh rằng LULCC chịu tác động không chỉ từ tự nhiên mà còn từ các yếu tố KT–XH theo từng giai đoạn, tương đồng với kết quả của Precinoto et al. (2022), Singh & Yan (2021) và Beuchle et al. (2015) tại các vùng rừng nhiệt đới Nam Mỹ và châu Á..

Bảng 3.8. Kết quả phân tích cụm không gian (Hot Spot Analysis) của LULCC (Giai đoạn 2010 – 2023)

TT	Giai đoạn	Phân loại GiBin theo thuật toán <i>Hot Spot Analysis (Getis-Ord Gi)*</i>							Diện tích (ha)
		-3	-2	-1	0	1	2	3	
1	2010-2023	-	4.477,59	-	34,92	2.022,93	41.467,27	-	48.002,71
2	2010-2011	-	18,90	439,74	5.602,05	4.049,63	2.128,25	-	12.238,57
3	2011-2012	-	-	-	10.440,21	-	-	-	10.440,21
4	2012-2013	-	379,00	2.594,15	2.086,20	-	2.685,28	1.347,15	9.091,78
5	2013-2014	-	-	-	6.771,16	9.799,09	-	-	16.570,25
6	2014-2015	-	1.456,83	2.587,49	1.044,08	-	8.461,05	-	13.549,45
7	2015-2016	-	1.554,48	1.093,87	624,33	2.882,11	3.212,32	-	9.367,11
8	2016-2017	-	-	-	10.892,37	-	-	-	10.892,37
9	2017-2018	-	4.427,73		21,15		279,81	11.614,60	16.343,29
10	2018-2019	-	-	-	5.052,40	-	-	5.509,48	10.561,88
11	2019-2020	-	-	90,90	3.065,28	6.056,69	-	-	9.212,87
12	2020-2021	-	-	-	7.040,15	4073,94	-	146,87	11.260,96
13	2021-2022	-	-	20,97	4.247,27	6.892,67	3.114,17	-	14.275,08
14	2022-2023	-	-	-	10.923,06	6.526,99	37,26	94,23	17.581,54

Ghi chú: [-3] - (99% confidence cold spot); [-2] - (95% confidence cold spot); [-1] - (90% confidence cold spot); 0 - (no significant cluster); [1] - (90% confidence hot spot); [2] - (95% confidence hot spot); [3] - (99% confidence hot spot)

(Kết quả phân tích hotspot chi tiết từng cặp năm được thống kê ở Phụ lục 11)

Tổng thể, kết quả phân tích điểm nóng củng cố nhận định rằng: FCC tại huyện Đắk Glong và Krông Nô – tỉnh Đắk Nông không diễn ra ngẫu nhiên mà chịu ảnh hưởng bởi nhiều yếu tố TN – KT – XH, tạo nên các cụm nóng – lạnh có ý nghĩa không gian rõ rệt. Điều này phản ánh tính “không gian hóa” của FCC – vốn là đặc điểm quan trọng cần được đặc biệt lưu ý trong quản lý tài nguyên rừng và quy hoạch sử dụng đất bền vững.

Kết quả từ phân tích Getis-Ord Gi* không chỉ có ý nghĩa khoa học mà còn mang giá trị thực tiễn cao. Việc xác định các điểm nóng có thể giúp địa phương ưu tiên nguồn lực giám sát, tăng cường tuần tra và kiểm soát tại các vùng có nguy cơ mất rừng cao, đồng thời bảo vệ và phát triển các vùng coldspot – nơi có khả năng duy trì ổn định sinh thái lâu dài.

Giá trị các cụm nóng – lạnh cụ thể theo từng cặp năm đã được xây dựng và trình bày trong Phụ lục 11, hỗ trợ trực quan và nâng cao khả năng ứng dụng trong công tác quy hoạch, giám sát và quản lý rừng theo không gian.

3.2.2. Xây dựng bản đồ điểm nóng FCC từng cặp năm trong giai đoạn điều tra.

Việc xây dựng bản đồ điểm nóng FCC theo từng cặp năm đã làm rõ hơn xu hướng biến động có tính không gian – thời gian tại hai huyện Đắk Glong và Krông Nô trong giai đoạn 2010 – 2023. Thay vì phân tích gộp cho toàn kỳ, cách tiếp cận theo từng giai đoạn ngắn (2 năm) giúp làm nổi bật các thời điểm biến động cục bộ, thường liên quan đến các vấn đề như hạn hán, thay đổi chính sách, hoặc biến động KT–XH, từ đó định vị thời điểm và địa điểm cần can thiệp (FAO, 2020).

Các kết quả bản đồ điểm nóng FCC tại khu vực nghiên cứu được thể hiện từ Hình 3.9 đến Hình 3.13 và Phụ lục 12 theo từng cặp giai đoạn và cả giai đoạn điều tra, trong khi đó Hình 3.14 mô tả trực quan như một ví dụ về sự thay đổi chi tiết của một vùng. Quan sát các bản đồ điểm nóng so với ảnh Planet và Google Earth pro, cho thấy các điểm nóng FCC xuất hiện rải rác trong từng cặp năm của cả giai đoạn, chủ yếu tập trung ở vùng rìa rừng, khu vực giáp ranh giữa đất lâm nghiệp và đất sản xuất nông nghiệp nhỏ lẻ. Đây là thời kỳ biến động nhẹ, thể hiện bằng các cụm điểm nóng

có diện tích nhỏ, phân bố thưa thớt, phù hợp với bối cảnh giai đoạn đầu thực hiện giao đất giao rừng còn hạn chế và các hoạt động canh tác chưa mở rộng rõ rệt.

Từ năm 2012 trở đi, mật độ và quy mô điểm nóng có xu hướng gia tăng, đặc biệt trong giai đoạn 2013–2015 và 2017-2018. Trong bản đồ từng cặp năm, các điểm nóng xuất hiện với tần suất cao hơn, tập trung ở vùng có độ dốc thấp, gần tuyến giao thông chính, khu dân cư và các vùng có điều kiện thuận lợi để chuyển đổi sang đất canh tác. Đây là giai đoạn ghi nhận cường độ mất rừng cao, nhiều khu vực hình thành cụm nóng liên tục – phản ánh áp lực sử dụng đất tăng mạnh. Xu hướng này phù hợp với các nghiên cứu tại khu vực nhiệt đới như của Sandker và cộng sự (2019), Phillips và cộng sự (2018), cho rằng các khu vực ven rừng, giáp ranh với đất canh tác hoặc khu định cư là nơi dễ phát sinh mất rừng do tác động của hoạt động nông nghiệp mở rộng.

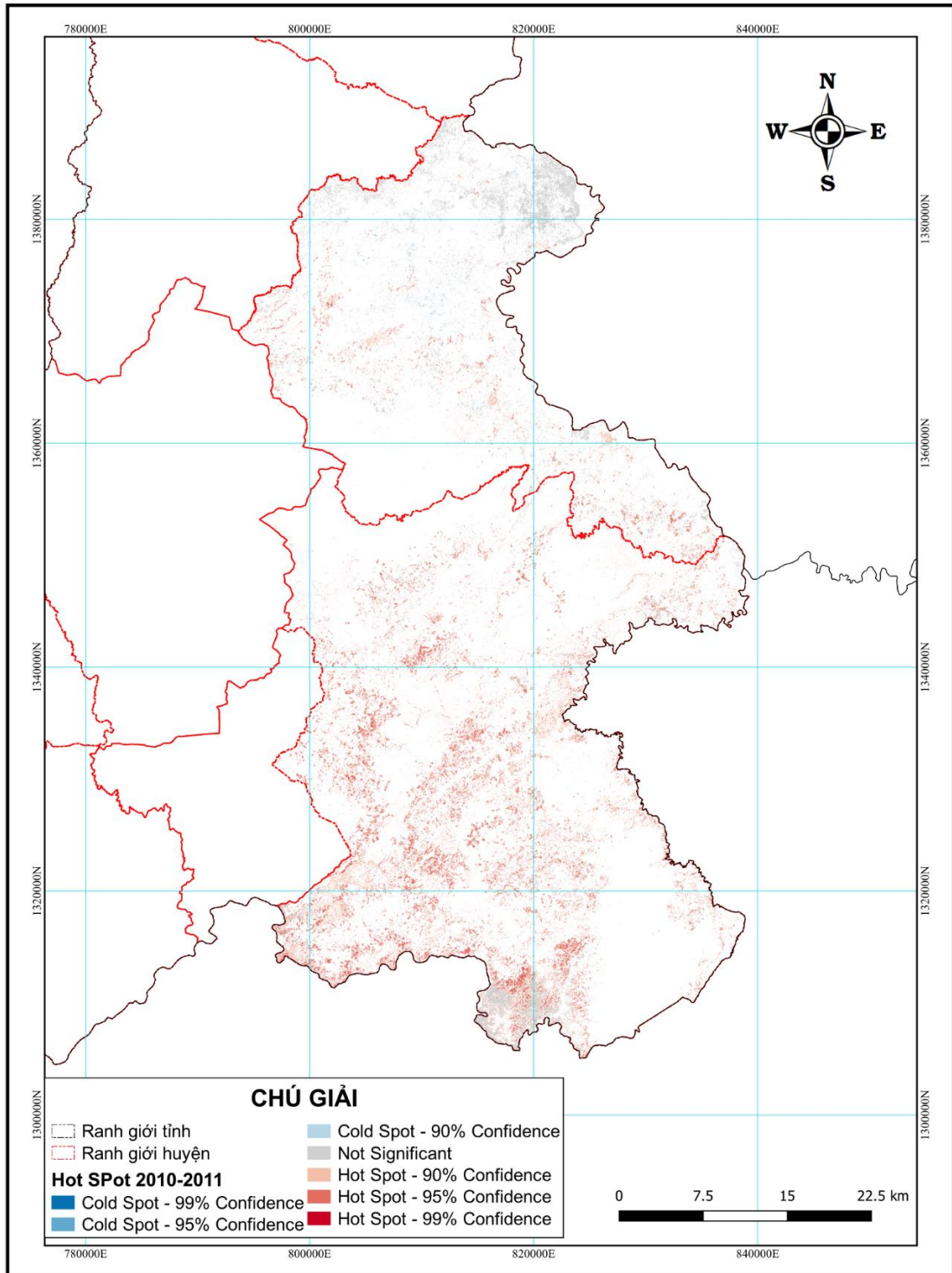
Đáng chú ý, bản đồ cặp năm 2017 - 2018 cho thấy các cụm điểm nóng xuất hiện rõ nét ở mức tập trung cao ở cả phía đông huyện Đắk Glong và vùng giáp Krông Nô, với hình thái lan rộng hơn, mật độ cao hơn, phản ánh mức độ suy giảm thảm phủ có tính hệ thống và lan tỏa không gian mạnh.

Từ năm 2019 đến 2023, mặc dù diện tích điểm nóng vẫn còn xuất hiện song mật độ cụm nóng dường như có xu hướng giảm. Điều này có thể cho thấy hiệu quả bước đầu của các biện pháp bảo vệ rừng, kiểm soát chuyển đổi đất và các chương trình trồng rừng. Tuy vậy, các điểm nóng vẫn tiếp tục hiện diện tại các khu vực nhạy cảm về TN – KT – XH như vùng phía đông Đắk Glong, rìa phía nam Krông Nô – nơi có độ dốc thấp, đất đai màu mỡ và điều kiện tiếp cận thuận lợi.

Xét tổng thể, bản đồ điểm nóng FCC là công cụ trực quan hữu hiệu giúp lượng hóa mức độ và xu hướng biến động rừng trong không gian – thời gian. Việc kết hợp ảnh viễn thám Landsat đa thời gian với phân tích GIS không chỉ cung cấp thông tin định lượng về tình trạng mất rừng, mà còn góp phần phản ánh tác động tổng hợp của các yếu tố tự nhiên và nhân sinh. Đây là cơ sở để xây dựng các chiến lược giám sát và quản lý rừng có định hướng, hiệu quả và thích ứng hơn.

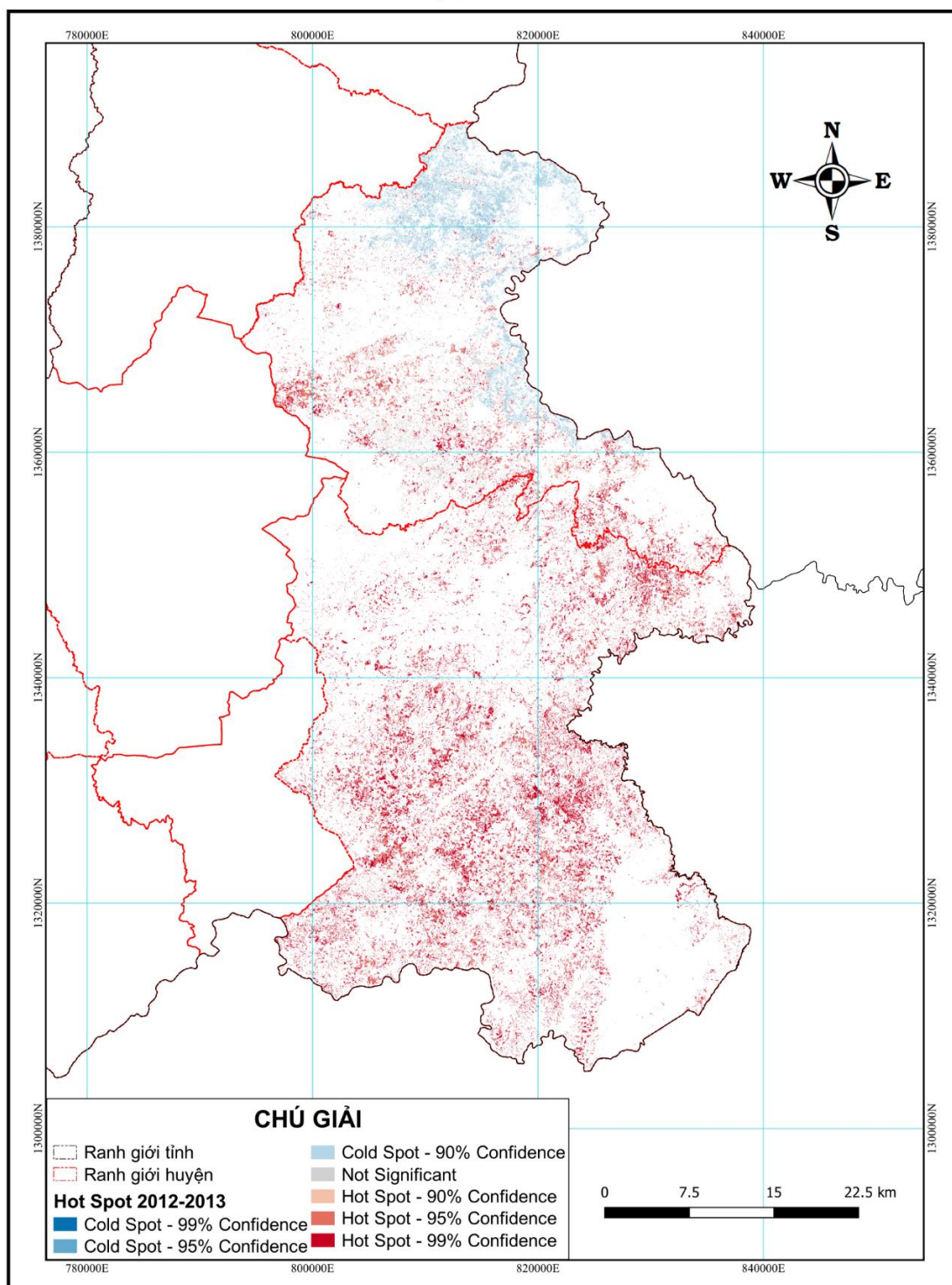
Ngoài ra, kết quả bản đồ điểm nóng còn có giá trị định hướng cho thiết kế khảo sát thực địa và lựa chọn các điểm tiêu biểu phục vụ phỏng vấn sâu. Từ các vùng có điểm nóng rõ rệt, luận án đã xác định được các vị trí ưu tiên để điều tra, góp phần tăng cường độ tin cậy và tính đại diện của kết quả nghiên cứu. Đồng thời, kết quả này cũng là tiền đề cho việc tích hợp vào mô hình SEM nhằm xác định và lượng hóa mức độ ảnh hưởng của các nhóm nhân tố TN – KT – XH đến quá trình suy thoái rừng một cách khoa học và hệ thống hơn.

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2010-2011
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



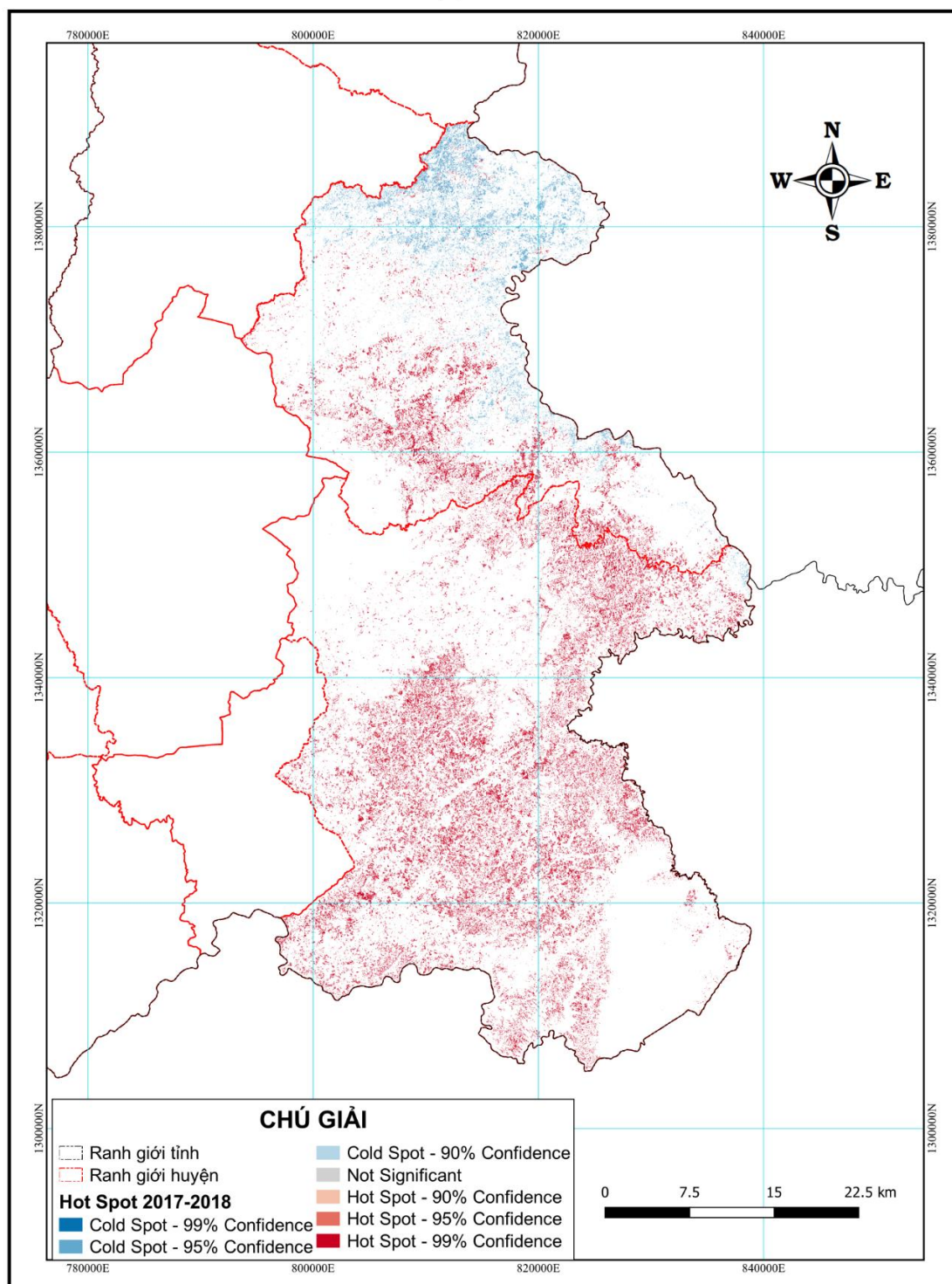
Hình 3.9. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2011

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2012-2013
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



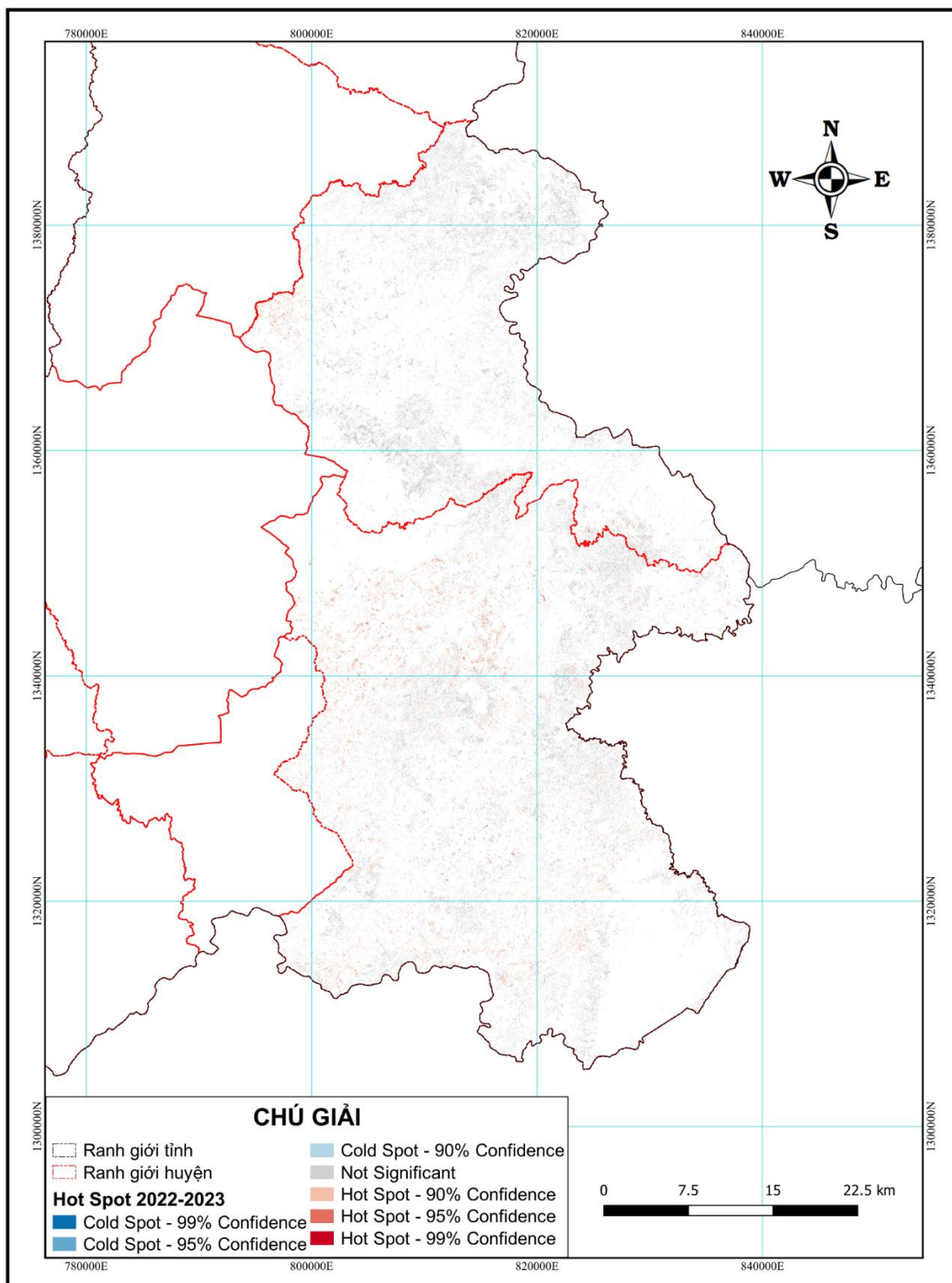
Hình 3.10. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2012 - 2013

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2017-2018
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



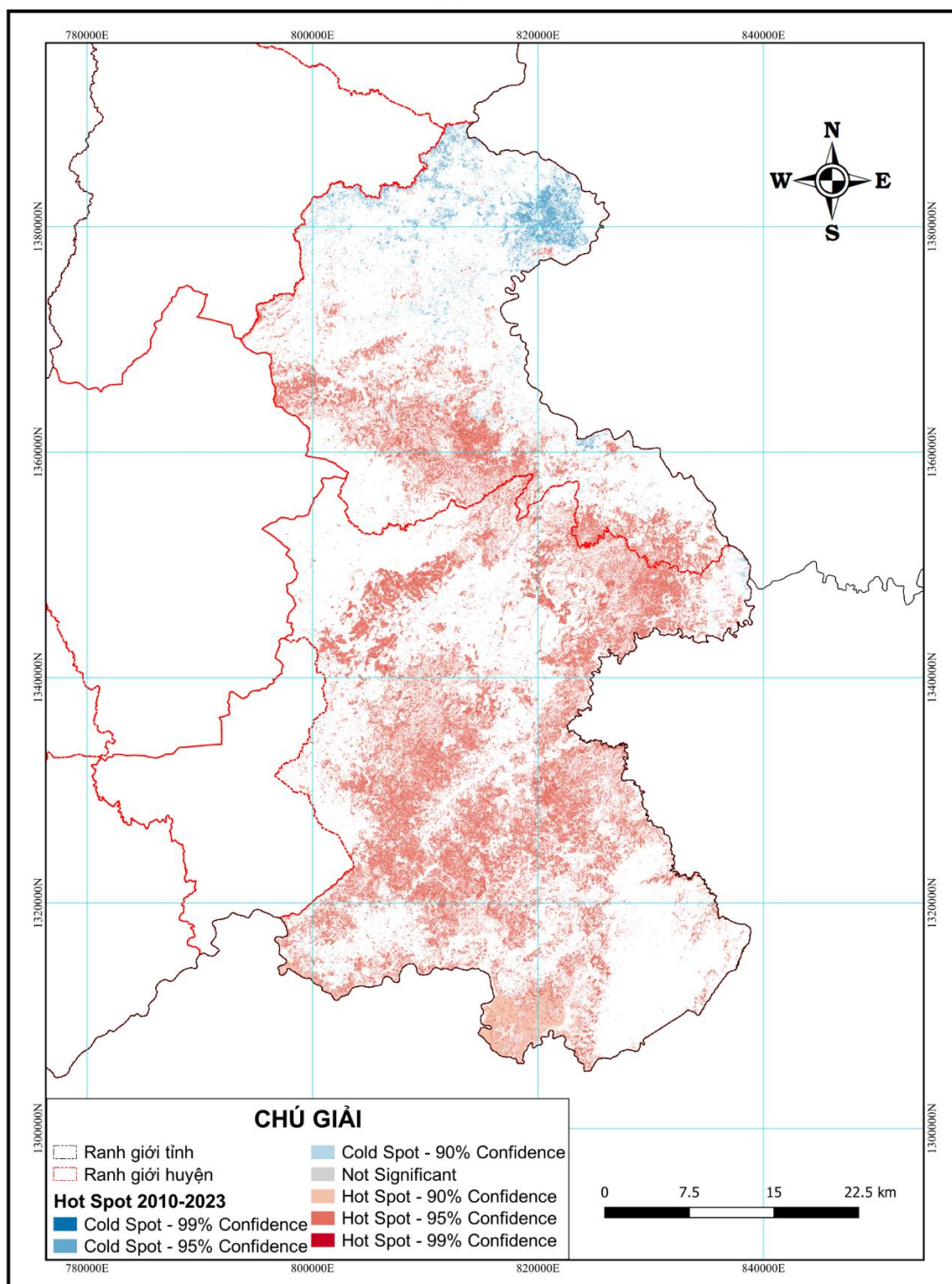
Hình 3.11. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2017 - 2018

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2022-2023
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000

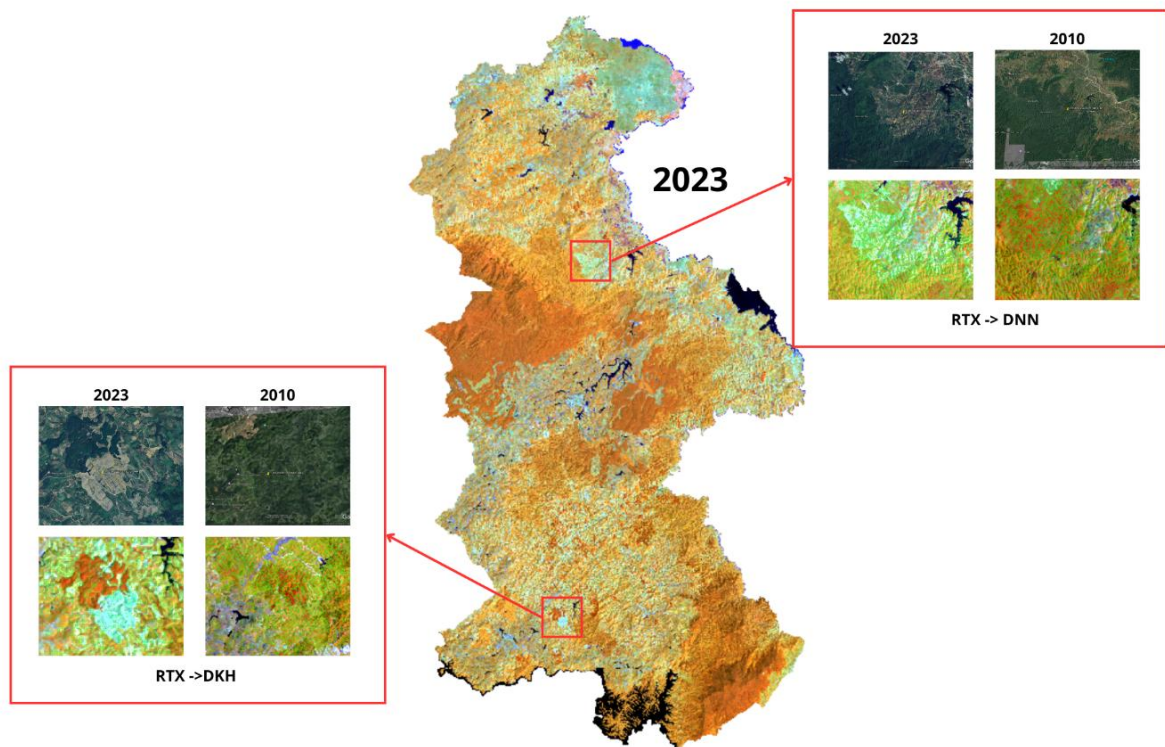


Hình 3.12. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2022 – 2023

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2010-2023
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.13. Bản đồ điểm nóng mất rừng huyện Đắk Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2023

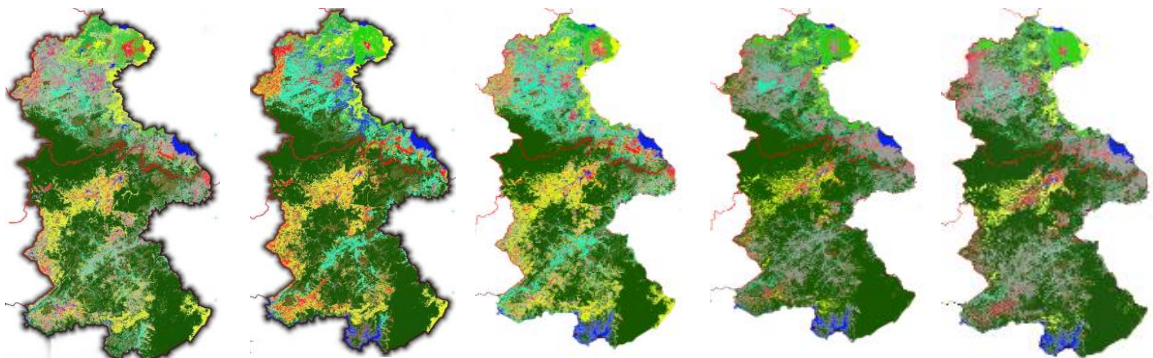


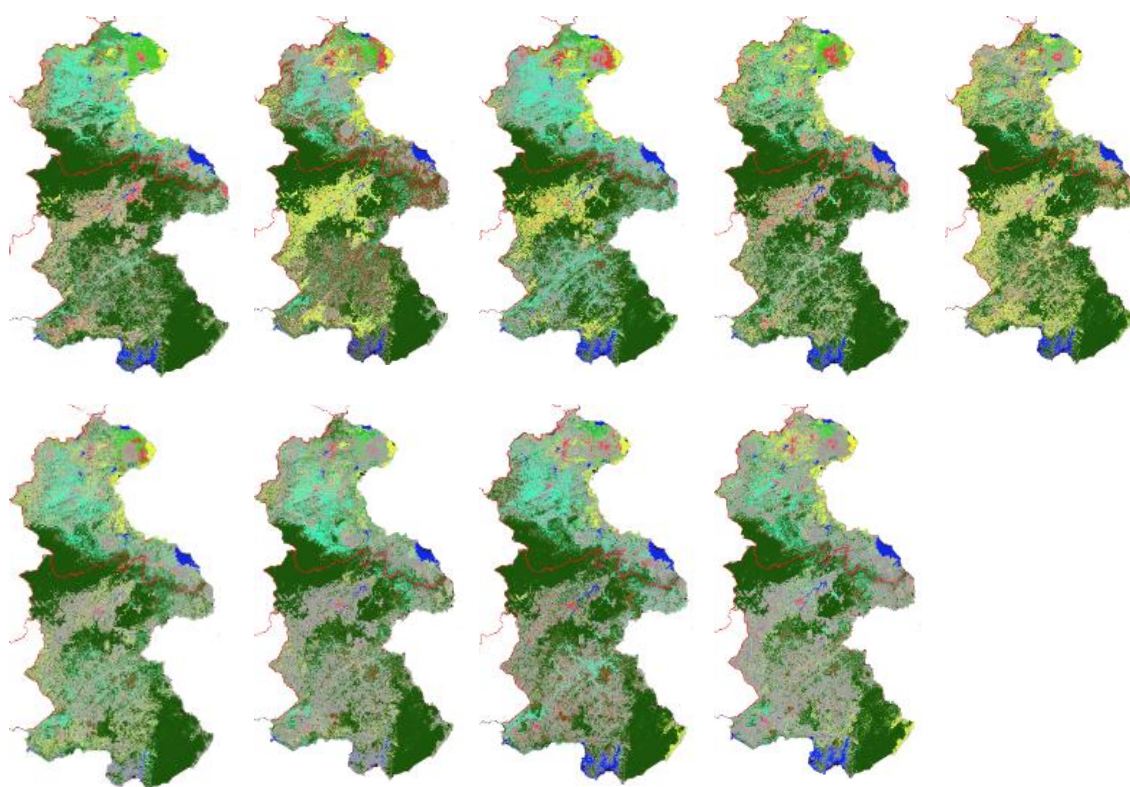
Hình 3.14. Hình vùng mẫu điểm nóng phóng đại

3.3. Phân tích mối quan hệ giữa các nhóm biến động lớp phủ rừng với đặc điểm TN – KT – XH

3.3.1. Thống kê dữ liệu các nhân tố TN – KT – XH tác động

Thông qua kết quả phân tích LULCC ở phần 3.1.5, tính toán giá trị các biến phụ thuộc bao gồm: Diện tích RTN chuyển sang các loại lớp phủ khác (RTG, CAOSU; NN, DC, DKH) được thống kê ở Bảng 3.9.





Hình 3.15. Hình minh họa bản đồ thảm phủ khu vực nghiên cứu giai đoạn 2010 – 2023

Bảng 3.9. Thống kê giá trị các biến phụ thuộc

Biến Phụ thuộc	RTN chuyển sang RTG, CAOSU (ha)	RTN chuyển sang Nông nghiệp (ha)	RTN chuyển sang DC (ha)	RTN chuyển sang DKH (ha)
Năm	RT	DNN	DDC	DK
2010				
2011	3.071,76	5.621,65	2.693,97	99,09
2012	649,02	8.276,86	877,50	325,35
2013	6.022,15	3.029,56	2.817,14	201,69
2014	5.434,45	6.357,06	4.465,90	255,60
2015	3.241,81	5.437,20	1.256,72	804,33
2016	2.420,89	3.986,87	2.252,40	657,45
2017	4.048,43	4.966,45	467,28	1.176,57
2018	7.442,83	5.826,42	1.247,39	801,81
2019	5.688,58	3.308,47	1.046,52	485,91
2020	3.653,38	4.583,26	592,29	367,38
2021	8.315,17	2.348,60	351,62	219,29
2022	5.461,99	5.491,43	2.821,89	487,08
2023	8.253,50	7.185,95	1.111,14	1.004,31

Thông qua niên giám thống kê để thống kê các biến: ND, LM, SDN, DC. Kết quả thể hiện chi tiết ở Bảng 3.10 như sau:

Bảng 3.10. Giá trị các biến độc lập dựa vào niên giám thống kê

Biến độc lập	ND (0C)	LM (mm)	DC (người)	SDN đang hoạt động kinh doanh
2010	24	1.760	105.359	60
2011	23	2.272	107.839	73
2012	24	2.656	111.121	94
2013	23	2.174	116.769	116
2014	23	2.232	119.281	126
2015	24	2.025	126.125	159
2016	24	1.994	132.797	175
2017	23	2.723	138.319	180
2018	23	2.019	140.043	158
2019	24	2.240	143.217	205
2020	24	1.966	146.176	240
2021	24	2.766	155.219	247
2022	23	2.235	154.861	253
2023	23	2.513	158.898	258

Thông qua niên giám thống kê, sản lượng của các cây trồng chính (bao gồm: Cà phê, tiêu, điều, cao su từng năm cũng được tổng hợp; đồng thời kết hợp với thông tin thị trường, kế thừa số liệu Đề án và phỏng vấn để xác định giá nông sản của các loài cây này cho từng năm, từ đó tính được giá trị biến GNS trung bình như được thể hiện ở Bảng 3.11. sau đây:

Bảng 3.11. Giá trị biến giá nông sản dựa vào niên giám thống kê kết hợp với thông tin thị trường và phỏng vấn

Năm	Sản lượng nông sản chính (Tấn)				Giá nông sản chính (VNĐ)				Tổng thu nông sản chính	Diện tích nông sản chính	Giá nông sản trung bình (VNĐ) - GNS
	Cà phê	Tiêu	Điều	Cao su	Cà phê	Tiêu	Điều	Cao su			
2010	28.890	1.136	4.073	73	35.000	100.000	30.000	38.000	1.249.714.000	34.172	36.571
2011	35.335	1.122	4.359	207	50.000	130.000	40.000	32.000	2.093.594.000	41.023	51.035
2012	40.242	1.022	3.981	264	39.000	160.000	25.000	40.000	1.843.043.000	45.509	40.498
2013	42.944	963	5.198	714	40.000	200.000	30.000	30.000	2.087.720.000	49.819	41.906
2014	51.631	1.250	3.798	1.184	41.000	220.000	29.000	15.000	2.519.773.000	57.863	43.547
2015	51.072	1.290	3.823	2.281	37.000	230.000	34.000	11.000	2.341.437.000	58.466	40.048
2016	52.785	1.777	3.499	2.370	40.000	130.000	38.000	10.000	2.499.072.000	60.431	41.354
2017	64.610	2.401	3.700	1.873	43.000	80.000	34.000	8.000	3.111.094.000	72.584	42.862
2018	66.509	2.214	4.286	1.003	33.000	42.000	32.000	9.000	2.433.964.000	74.012	32.886
2019	73.337	3.248	4.300	900	30.000	43.000	31.000	12.000	2.483.874.000	81.785	30.371
2020	77.920	3.394	4.236	1.000	33.000	36.000	35.000	11.000	2.852.804.000	86.550	32.961
2021	86.006	4.362	3.892	676	40.000	64.000	33.000	16.000	3.858.660.000	94.936	40.645
2022	101.946	5.720	3.180	771	41.000	78.000	35.000	18.000	4.751.124.000	111.617	42.566
2023	106.354	6.231	3.082	695	67.000	68.000	28.000	20.000	7.649.622.000	116.362	65.740

Thông qua các chức năng phân tích trong ArcGIS, giá trị biến KDC, KNN và KGT đã được xác định. Kết quả được thể hiện trong Bảng 3.12 sau đây:

Bảng 3.12. Giá trị các biến dựa vào tính toán

Biến tiềm ẩn	Khoảng cách đến NN (m)	KDC (m)	KGT (m)
Năm	KNN	KDC	KGT
2010	3.594	4.905	3.822
2011	3.585	4.632	3.510
2012	3.291	4.669	3.502
2013	3.037	4.009	3.500
2014	2.667	3.958	3.312
2015	2.381	3.538	3.067
2016	2.232	3.471	3.033
2017	2.341	2.869	3.004
2018	2.173	2.664	2.922
2019	2.187	2.344	2.523
2020	2.065	2.325	2.511
2021	2.081	2.312	1.664
2022	2.020	2.304	1.634
2023	2.008	2.291	1.156

Các bảng số liệu trên cho thấy xu hướng chuyển đổi RTN tại khu vực nghiên cứu diễn ra khá phức tạp trong giai đoạn 2010 – 2023. Cụ thể, RTN bị chuyển đổi nhiều nhất sang NN, CAOSU và RTG. Xu hướng này phản ánh áp lực rõ rệt từ phát triển dân số và kinh tế địa phương. Kết quả so sánh với các biến KT - XH cho thấy số lượng DC tăng liên tục từ hơn 105 nghìn (năm 2010) lên gần 159 nghìn (năm 2023), trong khi SDN tăng hơn 4 lần, từ 60 lên 258 doanh nghiệp. Trong khi đó, LM dao động nhưng không có xu hướng rõ rệt, cho thấy các biến khí hậu ít ảnh hưởng hơn so với nhân tố KT - XH. Đáng chú ý, GNS có xu hướng tăng liên tục, đặc biệt sau năm 2021 (Bảng 3.11), khiến NN trở nên hấp dẫn hơn về mặt kinh tế. Đây có thể là một động lực quan trọng dẫn đến gia tăng chuyển đổi các loại LULC sang NN, nhất là đối với cây công nghiệp như cà phê, tiêu.

Xét về mặt không gian (Bảng 3.12), các khoảng cách như KNN, KDC và KGT đều giảm dần qua các năm. Điều này cho thấy biên độ mở rộng của sản xuất và hạ tầng ngày càng lấn sâu vào vùng rừng, làm suy giảm vùng đệm sinh thái và gia tăng rủi ro mất rừng ở các khu vực dễ tiếp cận.

Như vậy, từ các bảng số liệu đã cho thấy có khả năng có mối liên hệ giữa các nhân tố với các xu hướng không gian – thời gian của mất rừng. Đồng thời cung cấp cơ sở thực nghiệm để thiết lập mô hình nhân quả SEM, từ đó xác định mức độ tác

động của từng nhóm nhân tố và đề xuất các giải pháp quản lý rừng thích ứng, hiệu quả.

3.3.2. Phân tích tác động của các nhân tố TN – KT – XH đến FCC

Phân tích tác động giữa các nhân tố bằng mô hình SEM cho thấy các chiều hướng và mức độ tác động giữa các nhân tố KH, TC, KT – XH đến DTR.

3.3.2.1. Tác động của các yếu tố khí hậu

Kết quả kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của yếu tố KH đến DTR được trình bày trong Bảng 3.13, Phụ lục 13; kết quả tác động được chỉ ra tại Hình 3.16. mô tả chiều hướng và định lượng các nhân tố tác động nhóm KH. Kết quả cho thấy nhóm yếu tố khí hậu có tác động tiêu cực đến sự suy giảm diện tích RTN với hệ số ảnh hưởng trực tiếp $\beta = -0,39$. Điều này có nghĩa là khi nhiệt độ tăng và lượng mưa giảm, diện tích RTN có xu hướng thu hẹp rõ rệt. Mặc dù giá trị $P = 0,07 (> 0,05)$ chưa đạt mức ý nghĩa thống kê cao nhất, song các chỉ số đánh giá mức độ phù hợp của mô hình đều nằm trong ngưỡng chấp nhận được ($CMIN/df = 1,6$; $CFI = 1$) (Bảng 3.13), đồng thời NNFI, RMSEA và IFI cũng đạt mức chấp nhận được theo đánh giá từ gói lệnh effectsizesize trong R (Phụ lục 13). Điều này chứng tỏ mô hình đủ độ tin cậy để diễn giải tác động của biến khí hậu đến biến động thảm phủ rừng.

- Tác động trực tiếp: Hệ số ảnh hưởng trực tiếp -0,39. Nghĩa là, khi nhiệt độ tăng và lượng mưa giảm, diện tích RTN có xu hướng thu hẹp; nhiệt độ tăng làm tăng tốc quá trình bốc hơi đất, giảm ẩm độ tầng mặt và hạn chế sự tái sinh tự nhiên của các loài cây ưa ẩm; lượng mưa giảm đặc biệt trong mùa khô (từ tháng 11 đến tháng 4), đã dẫn đến kéo dài thời gian khô hạn và gia tăng nguy cơ cháy rừng ở các khu vực rừng kín thường xanh và rừng hỗn giao cây lá rộng; các đợt hạn năm 2016 và 2020 được ghi nhận là những thời điểm diện tích suy giảm RTN lớn nhất trong chuỗi thời gian Landsat. Phát hiện này phù hợp với các nghiên cứu trước tại Ethiopia và các vùng nhiệt đới, nơi hạn hán kéo dài thường đi kèm với mất rừng (Bolla et al., 2024; Debebe et al., 2023; Wolf & Paul-Limoges, 2023).

- Tác động gián tiếp: thể hiện qua việc biến đổi khí hậu làm thay đổi điều kiện sinh thái của đất, dẫn đến giảm năng suất và hiệu quả sinh trưởng của cây rừng, từ đó

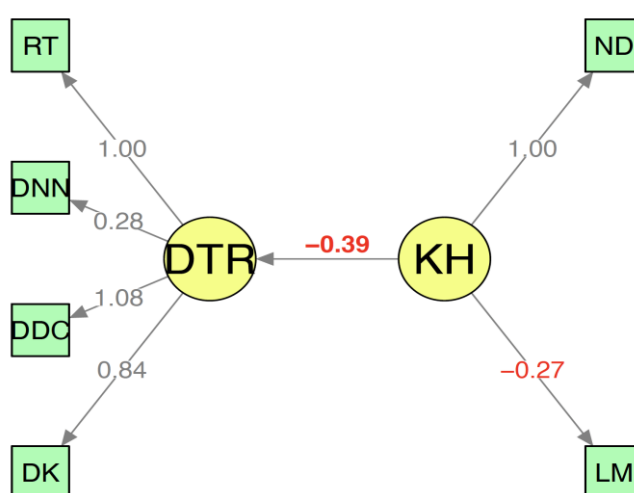
khuyến khích người dân chuyển đổi rừng nghèo sang NN và DKH. Kết quả mô hình SEM cho thấy khí hậu có ảnh hưởng gián tiếp mạnh đến quá trình chuyển đổi RTN sang DC là mạnh nhất (hệ số 1,08), tiếp đến là DK (0,54) và DNN (0,28). Trong đó, biến ND có giá trị tác động $\beta = 1.0$ thể hiện ảnh hưởng mạnh, phản ánh rõ tác động của xu thế nóng lên tại Tây Nguyên, là nhân tố tác động được lựa chọn để dự báo LULCC.

Nhìn chung, khí hậu không chỉ ảnh hưởng sinh thái mà còn có thể kích hoạt các chuỗi thay đổi KT–XH, là nhân tố nền tảng cần được ưu tiên trong quản lý rừng thích ứng với BĐKH.

Bảng 3.13. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố khí hậu

STT	Chỉ số phù hợp với mô hình	Điểm cắt	Mô hình
1	Phù hợp tuyệt đối	X^2 (CMIN)	$P < 0.05$
		Định mức (CMIN/DF)	≤ 3
		Độ tốt của chỉ số phù hợp (GFI)	$\geq 0,9$
		Tiêu chuẩn dư (SRMR)	$\leq 0,08$
2	Phù hợp tăng cường	Chỉ số phù hợp định mức (NFI)	$> 0,9$
		Chỉ số phù hợp so sánh (CFI)	$> 0,9$

Sơ đồ liên hệ giữa các biến DTR và KH được trình bày trong Hình 3.16



Hình 3.16. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố khí hậu lên sự biến động RTN

3.3.2.2. Tác động của yếu tố khoảng cách tiếp cận

Kết quả kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của yếu tố TC (bao gồm KDC, KNN, KGT) đến DTR được trình bày trong Bảng 3.14, Phụ lục 14; kết quả tác động được chỉ ra tại Hình 3.17 mô tả chiều hướng và định lượng các nhân tố tác động nhóm khoảng cách tiếp cận; Kết quả mô hình SEM cho thấy nhóm yếu tố TC cho thấy TC là một trong những yếu tố có tác động đáng kể đến biến động diện tích RTN, với hệ số ảnh hưởng trực tiếp $\beta = -0,44$ ($p < 0,01$). Điều này chứng tỏ rằng khi các khu vực rừng nằm gần hơn với đường giao thông, khu dân cư hoặc vùng sản xuất nông nghiệp, khả năng bị chuyển đổi mục đích sử dụng đất sẽ tăng lên rõ rệt.

Về mặt mô hình, kết quả kiểm định (Bảng 3.14) cho thấy mô hình tương đối phù hợp với dữ liệu khảo sát. Mặc dù chỉ số CMIN/DF (3,5) và GFI (0,79) chưa đạt ngưỡng tối ưu, nhưng các chỉ số gia tăng như CFI = 0,99 và các kiểm định khác (NNFI, IFI, RMSEA) đều nằm trong ngưỡng chấp nhận được, cụ thể ở Phụ lục 14. Điều này xác nhận rằng mô hình có thể được sử dụng để diễn giải về vai trò của yếu tố TC trong mất rừng.

Về cơ chế tác động, các khu rừng nằm gần khu dân cư hoặc trục giao thông thường có mức độ tiếp cận cao hơn, làm gia tăng các hoạt động khai thác gỗ, lấy củi, săn bắt, và mở rộng đất canh tác; đồng thời, chi phí tiếp cận và vận chuyển thấp hơn khiến việc khai thác tài nguyên rừng trở nên kinh tế hơn. Ngoài ra, sự phát triển hạ tầng (đường liên xã, đường phục vụ thủy điện và nông nghiệp) làm phá vỡ tính liên tục của rừng, dẫn đến phân mảnh cảnh quan và tạo điều kiện cho các hoạt động lấn chiếm đất. Tác động cộng hưởng giữa yếu tố kinh tế (hiệu quả khai thác) và không gian (mức độ tiếp cận) này được xem là cơ chế chủ đạo thúc đẩy quá trình mất rừng cục bộ, đặc biệt tại các xã Quảng Khê, Đăk Ha và Quảng Sơn – nơi rừng giáp ranh trực tiếp với đất nông nghiệp và khu tái định cư.

.- Tác động trực tiếp: Hệ số tác động trực tiếp là -0,44, điều này phản ánh mối quan hệ nghịch chiều: khi rừng nằm gần hơn với các khu DC, NN hoặc đường giao thông, thì nguy cơ chuyển đổi rừng sang mục đích khác càng tăng. Kết quả này phù hợp với lý thuyết và thực tiễn tại nhiều khu vực có rừng bị đe dọa trên thế giới. Tương tự như vậy, Singh và Yan (2021), nhận định rằng các điểm nóng mất rừng tại

Indonesia chủ yếu tập trung bên ngoài khu bảo tồn, gần các khu dân cư và dọc theo tuyến giao thông – nơi dễ tiếp cận hơn. Ở Việt Nam, Tran và cộng sự (2022), Nguyễn Thị Thanh Hương và cộng sự (2021); Nguyễn Thị Thanh Hương (2011) cũng chỉ ra rằng những vùng rừng dễ tiếp cận thường có mức suy giảm mạnh hơn do các áp lực từ khai thác gỗ, mở rộng sản xuất và chuyển mục đích sử dụng đất.

- Tác động gián tiếp: Phân tích sâu hơn cho thấy tác động gián tiếp của yếu tố khoảng cách là rất đáng kể, đặc biệt trong quá trình chuyển đổi từ đất rừng sang NN (hệ số -2,12), chứng tỏ tính dễ tiếp cận đóng vai trò như một "cầu nối" thúc đẩy nhanh hơn quá trình chuyển đổi rừng. Điều này đặc biệt quan trọng trong bối cảnh nhiều vùng RTN ở Tây Nguyên nói chung và Đắk Nông nói riêng đang bị chia cắt bởi hạ tầng và dân cư phát triển nhanh.

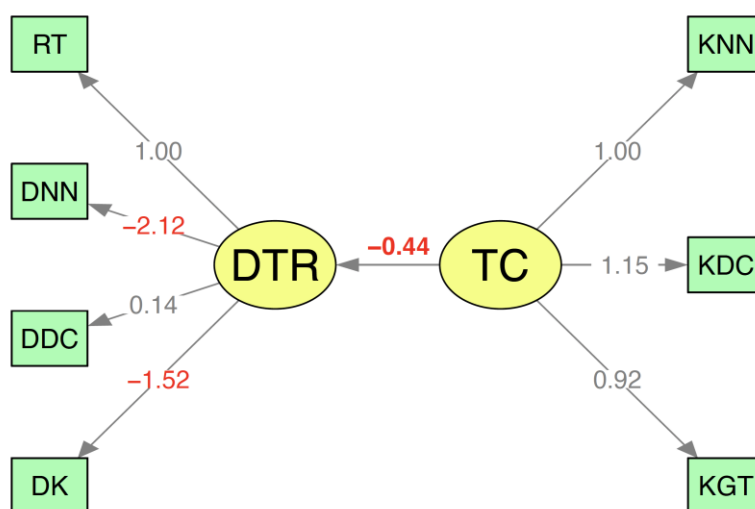
Trong ba thành phần của yếu tố khoảng cách, KDC (1,15) cho thấy mức ảnh hưởng lớn nhất, tiếp đến là KNN (1,00) và KGT (0,92); cả 3 biến này đều có ảnh hưởng ở mức mạnh đến FCC (β đều lớn hơn 0,5) và mô hình dự báo LULCC sẽ sử dụng tác động của cả 3 yếu tố này. Kết quả này phản ánh đặc điểm sử dụng đất ở khu vực nghiên cứu, nơi các khu rừng nằm gần các khu tái định cư hoặc các vùng dân cư đang mở rộng, dễ bị xâm lấn để phát triển nông nghiệp hoặc xây dựng hạ tầng.

Kết quả cho thấy khoảng cách tiếp cận là một nhân tố không gian – xã hội quan trọng, tác động mạnh đến xu hướng chuyển đổi rừng. Kết quả này củng cố luận điểm rằng quản lý vùng đệm, hạn chế mở rộng giao thông và khu dân cư gần rừng là các giải pháp cần thiết để giảm thiểu áp lực mất rừng trong các chính sách phát triển nông thôn và bảo tồn sinh thái.

Bảng 3.14. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố khoảng cách tiếp cận

STT	Chỉ số phù hợp với mô hình	Điểm cắt	Mô hình
1	Phù hợp tuyệt đối	X² (CMIN)	P < 0.05
		Định mức (CMIN/DF)	75 (P=0,00)
		Độ tốt của chỉ số phù hợp (GFI)	75/21=3,5
		Tiêu chuẩn dư (SRMR)	0,79
2	Phù hợp tăng cường	Chỉ số phù hợp định mức (NFI)	<= 0,08
		Chỉ số phù hợp so sánh (CFI)	0,13
			> 0,9
			0,82
			0,99

Sơ đồ liên hệ giữa các biến DTR và khoảng cách tiếp cận được trình bày trong Hình 3.17.



Hình 3.17. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố khoảng cách tiếp cận đến biến động RTN

3.3.2.3. Tác động của các yếu tố KT-XH

Kết quả mô hình SEM (Bảng 3.15, Hình 3.18) cho thấy các yếu tố KT–XH có tác động trực tiếp tỷ lệ nghịch đến sự biến động diện tích RTN, với hệ số ước tính là 0,46. Điều này cho thấy sự gia tăng DC, SDN và GNS có liên hệ với việc gia tăng chuyển đổi đất rừng sang các loại sử dụng khác. Trong đó, DC là yếu tố có ảnh hưởng mạnh nhất (1,00), theo sau là SDN (0,88), còn GNS có vai trò thấp hơn và gần như không đáng kể (-0,01). Điều này phù hợp với thực tế tại các khu vực ở Tây Nguyên,

nơi gia tăng dân số và phát triển sản xuất – dịch vụ tạo áp lực lớn lên tài nguyên rừng thông qua nhu cầu đất ở, đất sản xuất và khai thác tài nguyên trong các thập kỷ gần đây. Như vậy, các biến DC và SDN sẽ là các nhân tố được lựa chọn để phân tích dự báo LULCC.

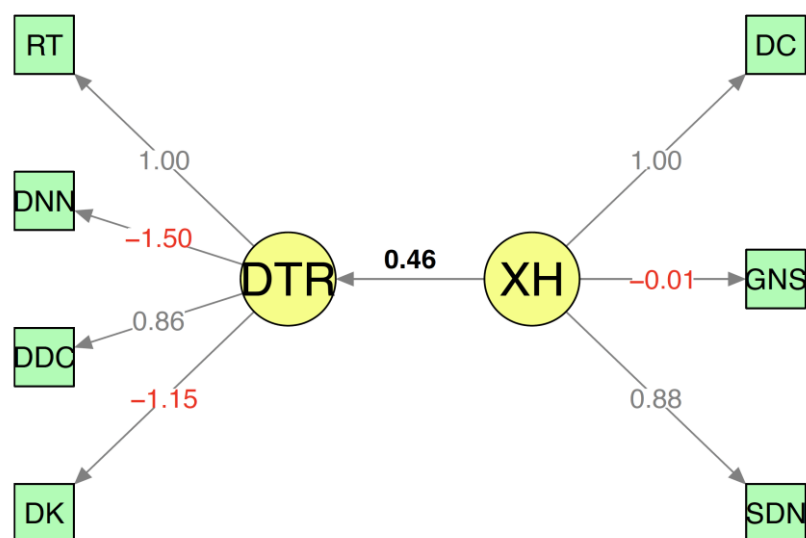
Tác động gián tiếp của nhóm KT–XH lên biến động sử dụng đất cũng rất đáng chú ý: mạnh nhất là rừng chuyển sang đất NN (-1,50) và thấp nhất là rừng chuyển sang đất ở (0,86). Điều này cho thấy sự gia tăng KT–XH thường kéo theo quá trình chuyển đổi rừng phục vụ canh tác, phản ánh xu thế mở rộng sản xuất nông nghiệp theo giá thị trường và nhu cầu sinh kế. Các kết quả này tương đồng với những nghiên cứu trước đây như Ullah và cộng sự (2023) ở Pakistan. Trong nghiên cứu này các tác giả cũng báo cáo rằng sự gia tăng dân số và phụ thuộc vào nhiên liệu sinh khối là nguyên nhân chính suy giảm rừng; Ferrer và cộng sự (2020) cũng khẳng định các yếu tố như áp lực dân số, khả năng canh tác và sinh kế là nguyên nhân thúc đẩy mất rừng nhiệt đới.

Mặc dù một số chỉ số kiểm định như GFI (0,79) hay SRMR (0,14) chưa đạt ngưỡng tối ưu, nhưng các chỉ số chính như CMIN/df = 3,8 và CFI = 0,92 cho thấy mô hình có mức độ phù hợp tương đối tốt để giải thích tác động của nhóm yếu tố này. Ngoài ra, kết quả từ gói effectsize cũng củng cố độ tin cậy của mô hình (Phụ lục 15).

Bảng 3.15. Các chỉ số kiểm tra sự phù hợp của mô hình tác động của các yếu tố KT-XH

STT	Chỉ số phù hợp với mô hình	Điểm cắt	Mô hình
1	Phù hợp tuyệt đối	X ² (CMIN)	P < 0.05
		Định mức (CMIN/DF)	81 (P=0,00)
		Độ tốt của chỉ số phù hợp (GFI)	<= 3
		Tiêu chuẩn dư (SRMR)	>= 0,9
			0,79
2	Phù hợp tăng cường	Chỉ số phù hợp định mức (NFI)	<= 0,08
		Chỉ số phù hợp so sánh (CFI)	0,14
			> 0,9
			0,78
			0,92

Sơ đồ liên hệ giữa các DTR và KT-XH được trình bày trong Hình 3.18.



Hình 3.18. Sơ đồ thể hiện sự tác động của yếu tố KT-XH lên sự biến động đất RTN

Đối với nhóm yếu tố KT – XH, luận án chỉ giới hạn 3 yếu tố DC, GNC và SDN; trong khi đó, tại khu vực nghiên cứu có sự ảnh hưởng của các yếu tố chính sách; tuy nhiên, do giới hạn về dữ liệu định lượng và phạm vi phân tích, luận án chưa đánh giá sâu mức độ và hướng tác động cụ thể của từng chính sách quản lý rừng, quy hoạch phát triển KT–XH và công cụ PES đến xu thế biến động lớp phủ rừng tự nhiên. Đây là một hạn chế cần được khắc phục trong các nghiên cứu tiếp theo, đặc biệt bằng cách tích hợp thêm dữ liệu định lượng về ngân sách chi trả PES, tiến độ quy hoạch 3 loại rừng, và các chỉ tiêu phát triển KT–XH cấp huyện.

Kết quả phân tích mô hình SEM tác động của các yếu tố TN – KT – XH được tổng hợp ở Bảng 3.16 sau đây:

Bảng 3.16. Mô tả tác động của các yếu tố TN - KT - XH đến FCC

Yếu tố	Biến phụ thuộc (Diện tích chuyển đổi)	Tác động trực tiếp	Tác động gián tiếp	Tổng tác động	Ghi chú
Khí hậu	Diện tích RTN	-0,39		-0,39	Tác động tỉ lệ nghịch với diện tích RTN
	RTG, CAOSU		1,0		
	DNN		0,28		Ảnh hưởng gián tiếp nhỏ nhất đối với NN
	DDC		1,08		Ảnh hưởng gián tiếp lớn nhất khi chuyển đổi đất rừng sang đất DC
	DK		0,84		
	ND	1			Ảnh hưởng lớn nhất trong các nhân tố khí hậu.

	LM	-0,27		Ảnh hưởng thấp
Khả năng tiếp cận	Diện tích RTN	-0,44	-0,44	Khoảng cách tiếp cận thuận lợi hơn làm tăng việc chuyển đổi đất rừng
	DNN	-2,12		Tác động gián tiếp lớn nhất của yếu tố khoảng cách tiếp cận
	DDC	0,14		Tác động gián tiếp thấp nhất khi chuyển đổi sang đất DC
	KNN	1		Ảnh hưởng trung bình từ yếu tố tiếp cận đến NN
	KDC	1,15		Ảnh hưởng lớn nhất trong các yếu tố tiếp cận
	KGT	0,92		
Kinh tế - xã hội	Diện tích RTN	0,46	0,46	Tác động trực tiếp mạnh nhất trong các yếu tố, ảnh hưởng đến sự biến động diện tích rừng.
	DNN	-1,5		Ảnh hưởng gián tiếp mạnh nhất khi chuyển đổi sang NN
	DDC	0,86		Tác động gián tiếp thấp nhất khi chuyển đổi thành đất ở
	DC	1		Tác động lớn nhất trong các yếu tố nhỏ của KT-XH
	GNS	-0,01		Tác động nhỏ nhất trong các yếu tố KT-XH
	SDN	0,88		

Nhận xét chung:

Kết quả phân tích SEM đã lượng hóa được mức độ tác động của ba nhóm yếu tố TN – KT – XH và khả năng tiếp cận đến quá trình chuyển đổi RTN thành các loại đất khác. Trong đó, yếu tố KT–XH có tác động trực tiếp mạnh nhất (hệ số 0,46), thể hiện rằng sự gia tăng DS, SDN và GNS là những động lực thúc đẩy quá trình chuyển đổi đất rừng sang các mục đích sử dụng khác. Tiếp theo là khả năng tiếp cận với tác động âm (-0,44), cho thấy các khu rừng gần khu dân cư, nông nghiệp hoặc đường giao thông dễ bị chuyển đổi hơn. Yếu tố khí hậu có tác động thấp nhất (-0,39), tuy nhiên vẫn đóng vai trò nhất định, đặc biệt trong bối cảnh BĐKH.

Về tác động gián tiếp, chuyển đổi từ rừng sang đất NN là phổ biến nhất dưới ảnh hưởng của cả ba yếu tố, trong đó:

Khả năng tiếp cận gây tác động gián tiếp mạnh nhất đến chuyển đổi sang đất NN (-2,12), KT–XH tác động (-1,5), và khí hậu với tác động thấp hơn (0,28).

Trong từng nhóm nhân tố, biến ND thể hiện ảnh hưởng lớn hơn LM trong nhóm khí hậu; KDC có ảnh hưởng cao nhất trong nhóm khoảng cách tiếp cận; và dân số chiếm vai trò chi phối trong nhóm KT–XH. Những kết quả này phù hợp với nhận định trước đây cho rằng mất rừng thường xảy ra tại các khu vực có điều kiện tiếp cận

thuận lợi, gia tăng áp lực dân số và sinh kế, đặc biệt dưới tác động của điều kiện thời tiết khắc nghiệt hoặc thị trường nông sản biến động.

Kết quả phân tích SEM cung cấp bằng chứng định lượng quan trọng về mối liên hệ nhân quả giữa các yếu tố điều kiện nền và FCC, làm cơ sở cho các chiến lược quản lý rừng dựa trên bằng chứng khoa học.

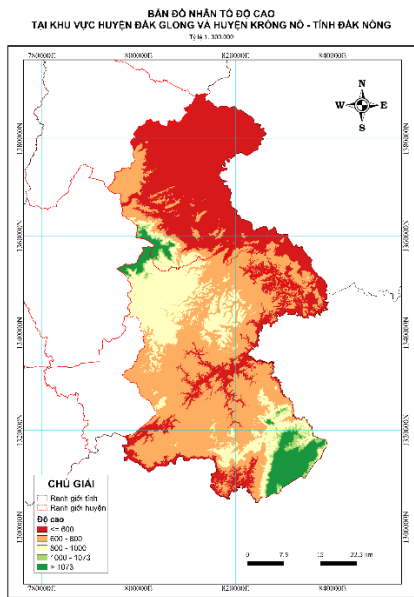
Từ kết quả tổng hợp trên, các nhân tố ND, KNN, KDC, KGT, DC và SDN đều đạt $\beta > 0,5$ và được lựa chọn là các nhân tố tác động có ý nghĩa cao.

3.4. Dự báo LULCC đến năm 2035 dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH

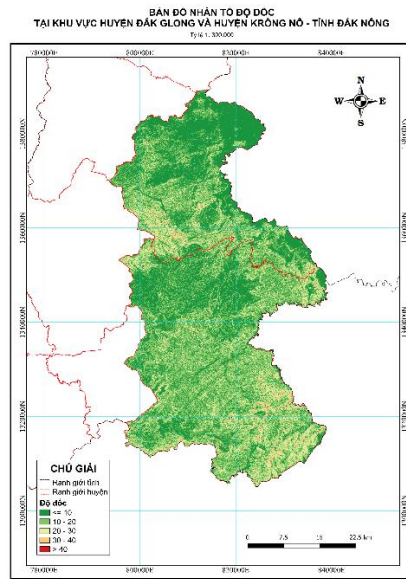
Tổng quan các nghiên cứu đã có (Tran et al, 2022; Lu et al, 2022; Lu et al, 2020; Park, 2018; Nguyễn Thị Thanh Hương et al., 2021 và 2022; Nguyễn T.T. Hương, 2011) cho thấy độ cao và độ dốc là 2 nhân tố có mối quan hệ cao với LULCC; đồng thời mô hình SEM trong nghiên cứu này cũng làm sáng tỏ những yếu tố khác liên quan đến LULCC. Dựa trên các cơ sở này, luận án đã lựa chọn các nhóm biến đầu vào cho mô hình dự báo LULCC đến năm 2035. Nhóm biến này vừa bao gồm yếu tố sinh thái (độ cao, độ dốc, ND), vừa đại diện cho các áp lực từ hoạt động con người như KNN, KDC, KGT, biến động DC, SDN. Việc tích hợp các nhân tố TN – KT – XH trong mô hình dự báo thể hiện cách tiếp cận tích hợp và định hướng thực tiễn trong quản lý tài nguyên đất và rừng bền vững.

3.4.1. Bản đồ đa nhân tố ảnh hưởng (Multi criteria evaluation – MCE)

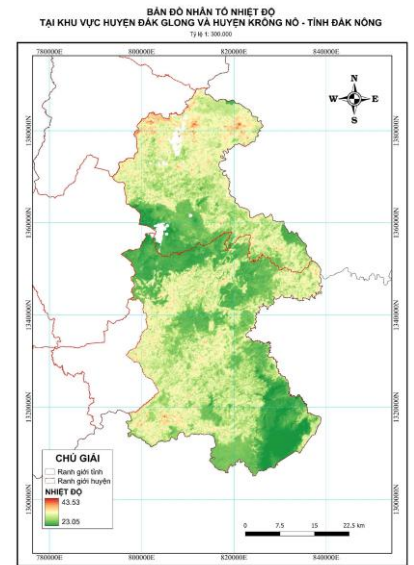
Giá trị từng nhân tố tác động được phân thành các cấp khác nhau và sử dụng phần mềm ArcGIS để tạo ra cơ sở dữ liệu không gian cho các cấp nhân tố này. Kết quả thể hiện ở Hình 3.19.



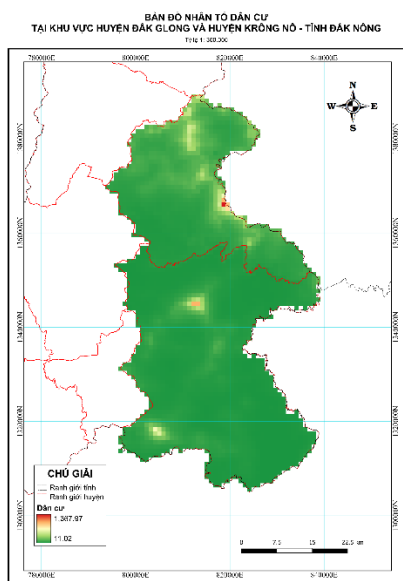
a) Độ cao



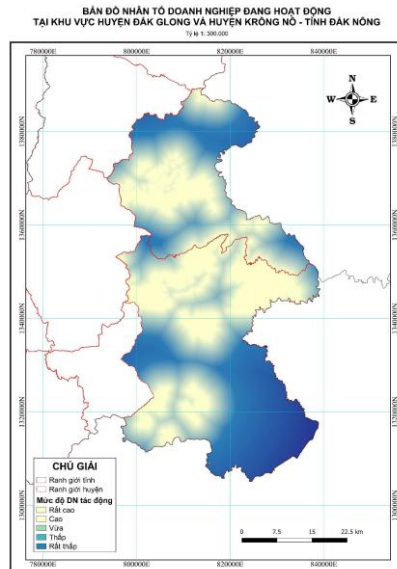
b) Độ dốc



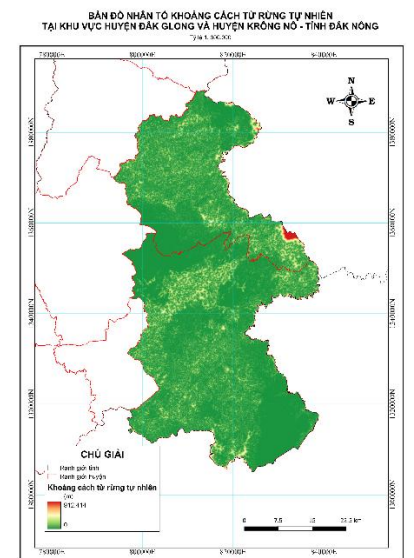
c) Nhiệt độ



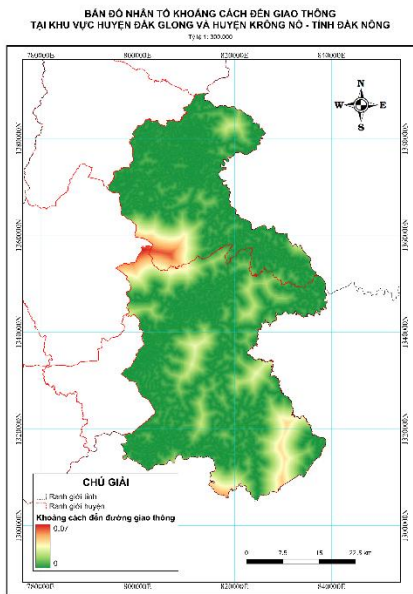
d) Dân cư



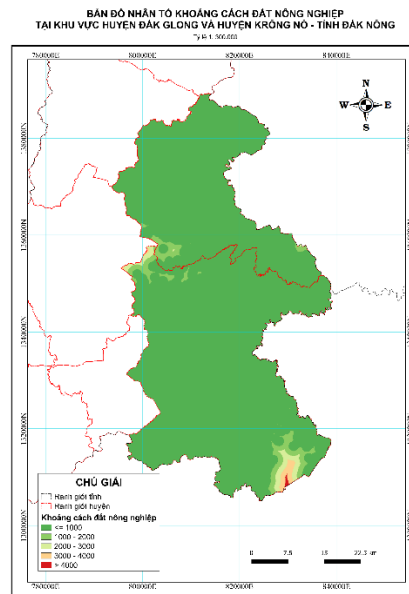
e) Số doanh nghiệp



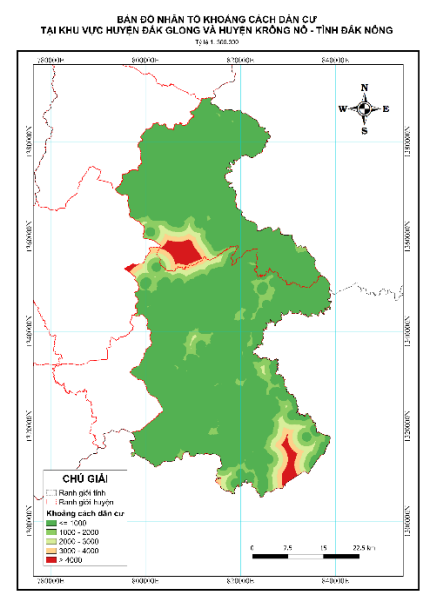
f) Khoảng cách từ RTN



g) KGT



h) KNN

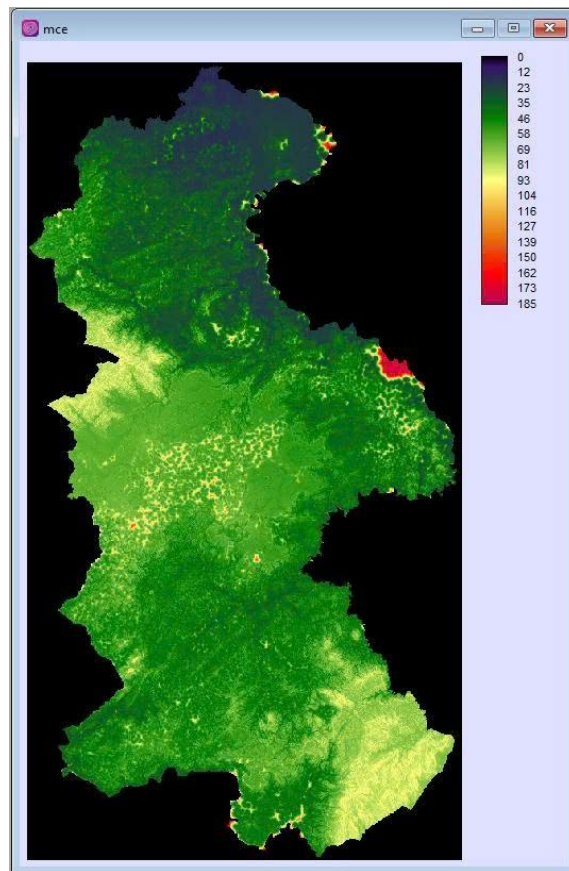


k) KDC

Hình 3.19: Bản đồ phân cấp các nhân tố ảnh hưởng

Để xây dựng bản đồ đa nhân tố nghiên cứu sử dụng công cụ Decision Wizard trong phần mềm IDRISI với các nhóm biến tác động đã được xác định. Kết quả thể hiện ở Hình 3.20.

Kết quả bản đồ phân cấp các nhân tố ảnh hưởng (Hình 3.20) cho thấy thể hiện mức độ tác động của mô hình phân tích đa nhân tố dựa trên các biến số ảnh hưởng. Các nhân tố này đã được chuẩn hóa theo phạm vi từ 0 đến 190, theo đó giá trị cao đại diện cho mức độ nhạy cảm hoặc tổn thương lớn. Giá trị ảnh càng tăng thì khu vực đó càng quan trọng cần được bảo vệ khỏi sự mở rộng đô thị, các kế hoạch cung cấp dịch vụ hệ sinh thái rừng và các quy hoạch sử dụng đất (López-Marrero et. al, 2011).



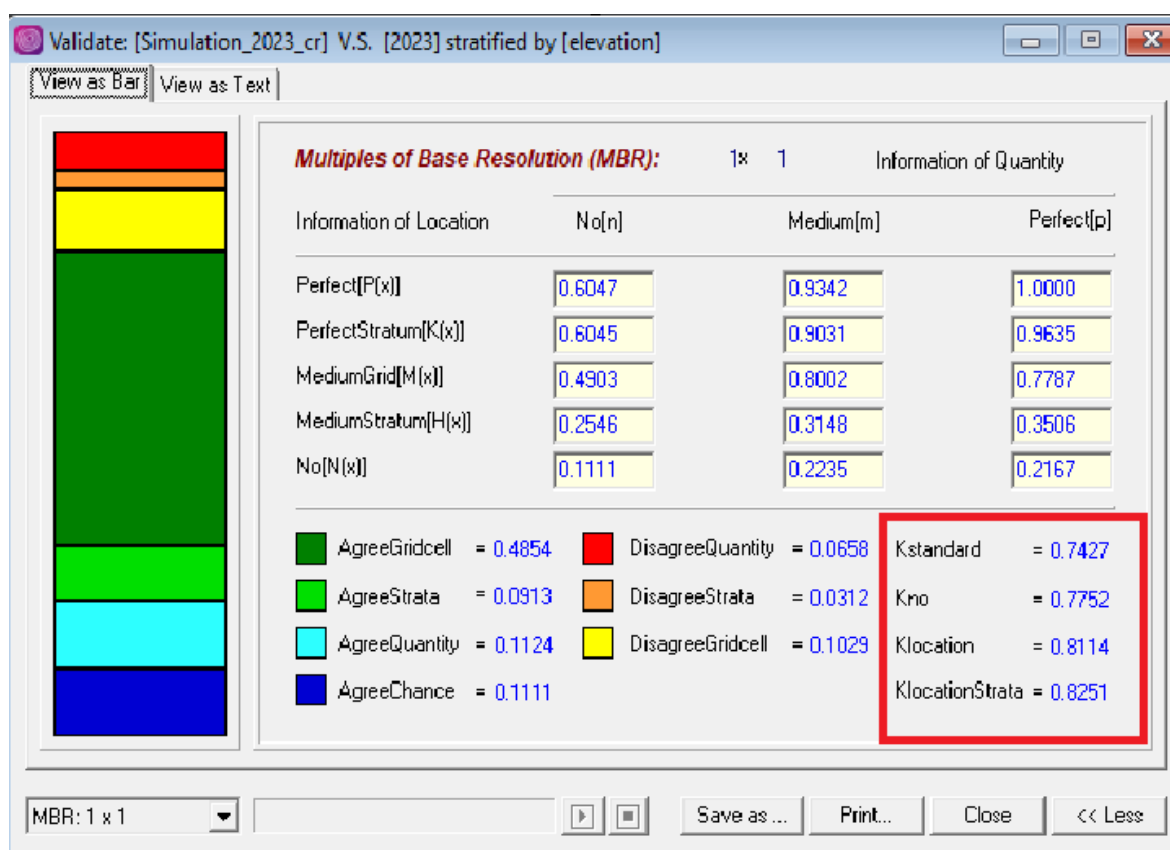
Hình 3.20. Ảnh MCE của các nhân tố ảnh hưởng

3.4.2. Đánh giá độ chính xác mô hình dự đoán

Để kiểm định hiệu quả của mô hình dự báo LULCC, nghiên cứu đã thực hiện đối chiếu giữa *kết quả LULC dự báo năm 2023* (dựa trên chuỗi LULC quá khứ và các yếu tố tác động đã lựa chọn) và *LULC phân loại thực tế dựa vào ảnh vệ tinh năm 2023 (kết quả tại Bảng 3.5 phần 3.14)*. Kết quả so sánh được thể hiện trong Hình 3.21 bên dưới, biểu thị mức độ tương đồng giữa ảnh dự báo LULC (kết quả mô phỏng) năm 2023 và ảnh LULC phân loại năm 2023. Các tham số được sử dụng để đánh giá sự tương đồng bao gồm K_{n0} (Kappa with no ability), $K_{location}$ (Kappa cho vị trí) và $K_{standard}$ (chỉ số Kappa chuẩn). Trong đó, K_{no} chỉ ra tỷ lệ khả năng phân loại chính xác so với dự báo bằng một mô phỏng không có khả năng xác định chính xác số lượng hoặc vị trí; $K_{location}$ cho biết độ chính xác vị trí các pixel trong mô hình; và $K_{standard}$ (chỉ số Kappa) so sánh tỷ lệ thực tế tương ứng với tỷ lệ dự báo (Pontius, 2000).

Các kết quả trong Hình 3.21 cho thấy mô hình CA_M đạt hiệu suất khá cao, giá trị K giao động từ 0,74 đến 0,82, tương ứng mức độ tương đồng từ vừa đến cao theo thang đo dẫn theo của Navulur (2006). Đáng chú ý, chỉ số Kno vượt ngưỡng 70%, một minh chứng quan trọng cho sự thành công của mô hình và là cơ sở để tiếp tục triển khai dự báo cho năm 2033 (Pontius, 2000). Bên cạnh đó, giá trị DisagreeGridcell lớn hơn DisagreeQuantity, điều này có nghĩa là mô hình có khả năng dự đoán sự LULCC về số lượng cao hơn so với vị trí trong khu vực nghiên cứu (Pickard et al., 2017).

Để đánh giá sai số chi tiết, Bảng 3.17 so sánh diện tích LULC mô phỏng và phân loại LULC năm 2023. Kết quả cho thấy sai số tuyệt đối trung bình toàn mô hình là 12%, nằm trong giới hạn chấp nhận được cho các nghiên cứu dự báo LULC ở vùng có thảm phủ phức tạp như Tây Nguyên (Hagen, 2003; Mishra & Das, 2023). Một số lớp có sai số thấp, điển hình như: RBTX (chênh lệch 0,2%), RTX (chênh lệch 4,4%), RTG (chênh lệch 6,1%), CAOSU (chênh lệch 8,6%). Điều này cho thấy mô hình thể hiện khá tốt đối với các lớp có đặc trưng quang phổ ổn định và ít bị tác động bởi các yếu tố ngẫu nhiên. Ngược lại, một số lớp có tỷ lệ sai số cao hơn như: DKH (23,4%), DC (20,4%); NN (17,7%); nguyên nhân có thể đến từ đặc điểm chuyển tiếp, pha trộn phổ hoặc sự biến động mạnh về diện tích do tác động nhân sinh khó dự báo chính xác. Tuy nhiên, không có lớp nào vượt quá sai số 25%. Điều này cho thấy độ tin cậy của mô hình ở mức tổng thể là khá tốt (Mishra & Das, 2023). Do vậy tiếp tục sử dụng mô hình để dự báo LULCC đến năm 2035 nhằm đóng góp cơ sở phục vụ quy hoạch sử dụng đất, quản lý rừng và thích ứng với biến động TN – KT – XH tại khu vực nghiên cứu.

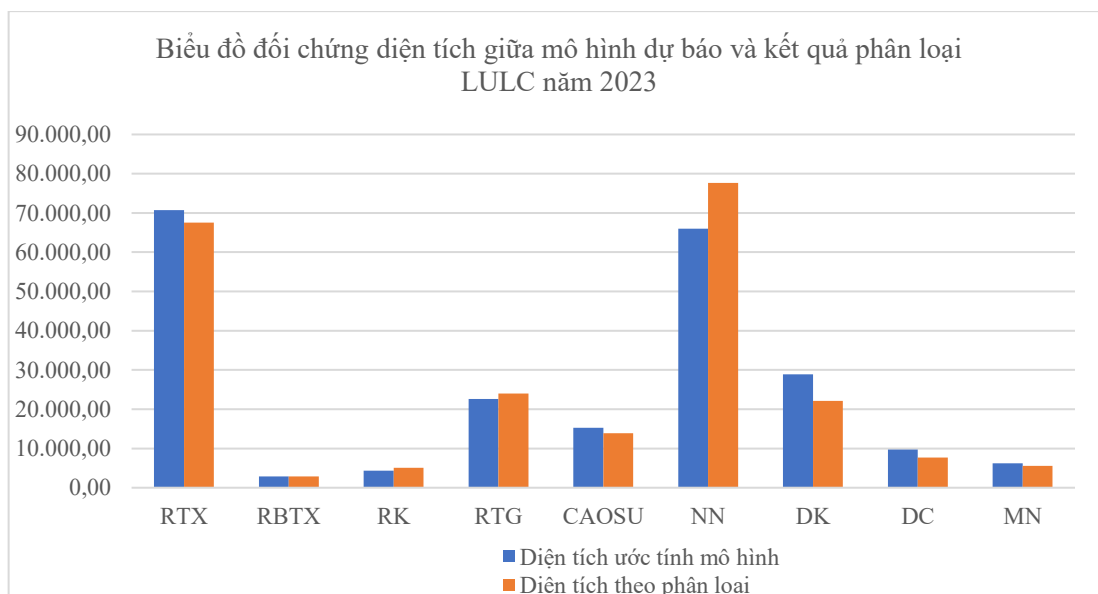


Hình 3.21. Kết quả so sánh độ chính xác ảnh phân loại 2023 và ảnh dự báo năm 2023

Bảng 3.17. Đối chiếu diện tích phân loại và diện tích mô hình ước tính

Đơn vị tính: ha

TT	Lớp phủ	Năm 2023		Chênh lệch tuyệt đối	% chênh lệch
		Diện tích ước tính mô hình	Diện tích thực tế		
1	RTX	70.693,83	67.577,50	3.116,33	4,4
2	RBTX	2.902,50	2.895,66	6,84	0,2
3	RK	4.347,18	5.067,60	-720,42	16,6
4	RTG	22.639,86	24.021,30	-1.381,44	6,1
5	CAOSU	15.238,15	13.921,50	1.316,65	8,6
6	NN	65.963,52	77.662,20	-11.698,68	17,7
7	DK	28.858,38	22.109,20	6.749,18	23,4
8	DC	9.705,92	7.721,95	1.983,97	20,4
9	MN	6.209,55	5.581,98	627,57	10,1
Tổng cộng		226.557,36	226.558,89	226.558,89	



Hình 3.22. Biểu đồ đánh giá diện tích mô hình dự báo và kết quả phân loại LULC năm 2023

3.4.3. Dự báo LULCC đến năm 2035

3.4.3.1. Kết quả dự báo LULCC đến năm 2035

Để đánh giá xu hướng biến động sử dụng đất trong tương lai dưới chiều hướng tác động của các nhân tố TN – KT – XH như hiện tại, nghiên cứu đã tiến hành dự báo LULCC đến năm 2035 dựa trên kết quả phân loại và mô hình hóa không gian. Bảng 3.18 dưới đây thể hiện sự biến động diện tích của từng loại lớp phủ giữa năm 2023 và năm 2035, qua đó phản ánh rõ nét các xu hướng chuyển đổi đất đai đang diễn ra và tiềm năng rủi ro hoặc cơ hội trong công tác quy hoạch và quản lý LULC.

Bảng 3.18. Kết quả dự báo LULCC từ năm 2023 – 2035

Đơn vị tính: ha

TT	Tên lớp phủ	Năm 2023	Năm 2035	Diện tích tăng/giảm (ha)
1	RTX	70.693,83	67.587,60	-3.106,23
2	RBTX	2.902,50	1.500,98	-1.401,52
3	RK	4.347,18	3.255,08	-1.092,10
4	RTG	22.639,86	16.931,60	-5.708,26
5	CAOSU	15.238,15	25.993,30	10.755,15
6	NN	65.963,52	77.502,80	11.539,28
7	DKH	28.858,38	17.466,95	-11.391,43
8	DC	9.705,92	10.730,41	1.024,49

TT	Tên lớp phủ	Năm 2023	Năm 2035	Diện tích tăng/giảm (ha)
9	MN	6.209,55	5.590,17	-619,38
	Tổng cộng	226.558,89	226.558,89	

Dựa trên kết quả mô hình dự báo LULC năm 2035 Bảng 3.18, có thể nhận thấy xu hướng chuyển dịch trong sử dụng đất tại khu vực nghiên cứu, phản ánh các TN – KT – XH có thể tác động đến LULCC trong thời gian tới như sau:

- Xu hướng suy giảm diện tích rừng là đặc điểm nổi bật nhất, bao gồm cả RTN và RTG: Trong giai đoạn 2023 – 2035, hầu hết diện tích các loại rừng có khả năng sẽ tiếp tục giảm với các điều kiện TN - KT - XH biến động như hiện tại. Tổng diện tích RTN dự báo năm 2035 giảm gần 5.600 ha (tỷ lệ giảm gần 7,2% tổng diện tích RTN so với năm 2023). Bên cạnh đó, lớp phủ RTG cũng có xu hướng giảm, với mức giảm lên đến 5.708 ha, chỉ ra sự suy giảm mạnh mẽ không chỉ ở RTN mà cả RTG. Điều này cho thấy, khu vực nghiên cứu có thể phải đối diện với sự thu hẹp diện tích rừng trên diện rộng, phản ánh quá trình khai thác, chuyển đổi mục đích sử dụng đất và áp lực phát triển KT – XH.

- Sự gia tăng mạnh mẽ của NN và cây công nghiệp: Trong khi diện tích rừng suy giảm, NN có xu hướng mở rộng đáng kể, tăng hơn 11.539 ha theo mô hình dự báo. Cùng với đó, diện tích CAOSU tăng thêm 10.755 ha, đứng thứ hai về mức tăng. Đây là minh chứng cho xu thế chuyển đổi đất rừng sang sản xuất nông nghiệp và cây công nghiệp lâu năm, phù hợp với nhu cầu phát triển kinh tế địa phương, nhưng đồng thời gây sức ép lớn lên hệ sinh thái rừng. Xu hướng này cũng cho thấy chính sách phát triển cây công nghiệp vẫn là động lực chủ yếu trong sử dụng đất của khu vực.

- Biến động các lớp phủ DKH, DC và MN: DKH có xu hướng giảm khá mạnh, mất đến 11.391 ha, phản ánh sự chuyển dịch một phần diện tích sang NN và CAOSU. Ngược lại, DC có xu hướng gia tăng nhẹ, tăng khoảng 1.024 ha, thể hiện quá trình đô thị hóa và mở rộng không gian định cư cho dân số. Đáng lưu ý, diện tích MN giảm 619 ha, có thể liên quan đến việc san lấp phục vụ sản xuất nông nghiệp hoặc các hoạt động phát triển hạ tầng.

Tóm lại, kết quả dự báo LULCC năm 2035 cho thấy cấu trúc sử dụng đất có xu hướng chuyển dịch đáng kể; xu thế chung là giảm rừng và MN, trong khi NN, cây công nghiệp (CAOSU) và DC gia tăng. Điều này phản ánh sự đánh đổi giữa mục tiêu bảo tồn tài nguyên thiên nhiên và nhu cầu mở rộng sản xuất, phát triển KT – XH. Đứng trước rủi ro này, nếu địa phương không có các biện pháp quản lý hợp lý, tình trạng này có thể dẫn đến mất rừng, suy thoái môi trường, giảm đa dạng sinh học và gia tăng rủi ro thiên tai. Tuy nhiên, sự gia tăng NN và CAOSU cũng phản ánh những lợi ích kinh tế ngắn hạn, tạo động lực phát triển cho địa phương. Vì vậy, kết quả trên đặt ra yêu cầu cấp thiết về việc xây dựng chiến lược phát triển bền vững, cân bằng giữa bảo tồn tài nguyên rừng và phát triển KT – XH.

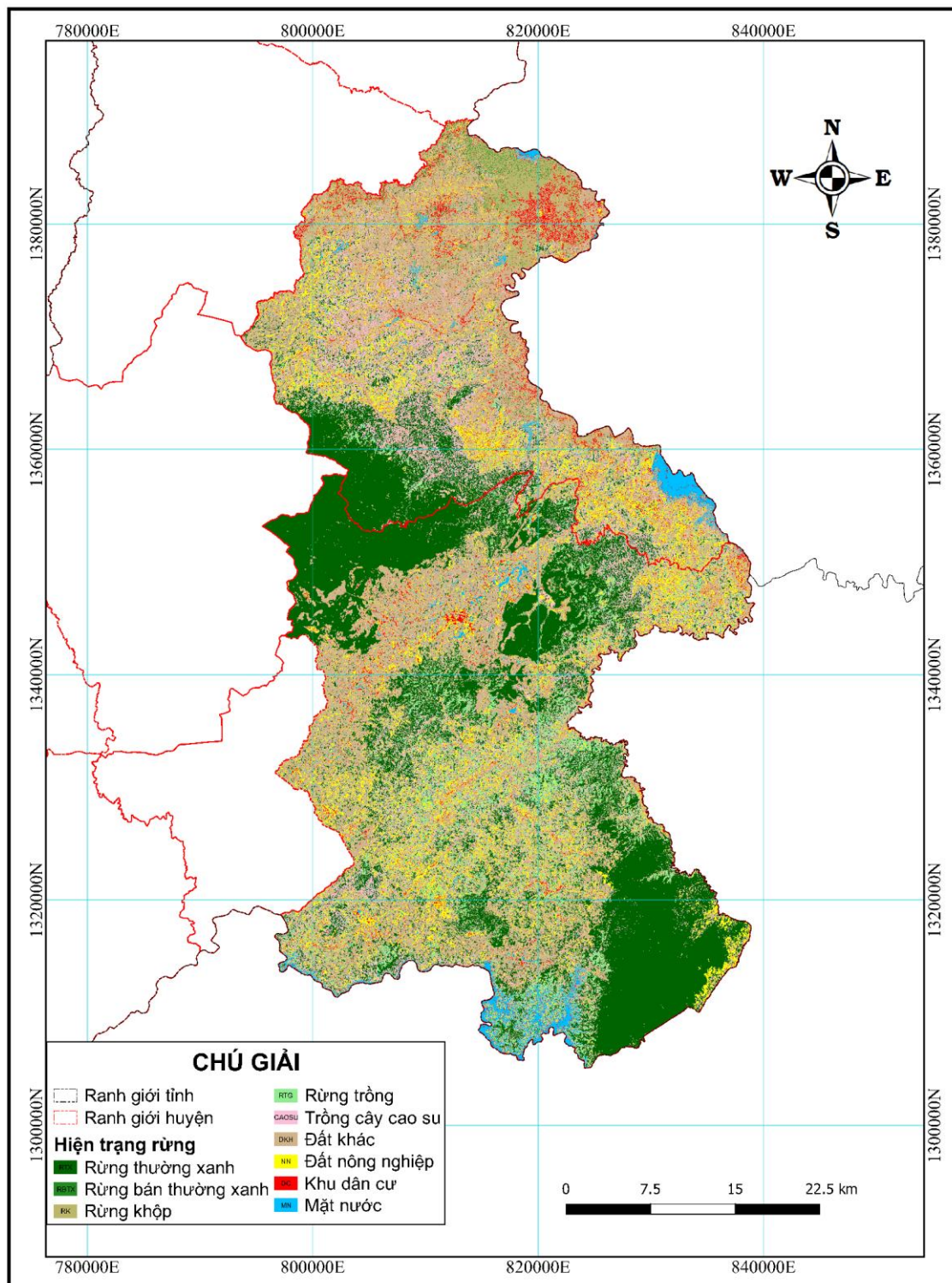
Đây là cơ sở khoa học quan trọng cho việc lập quy hoạch không gian, thiết kế giải pháp sử dụng đất thích ứng BĐKH, và định hướng chính sách lâm nghiệp – nông nghiệp – đô thị hóa bền vững trong tương lai. Tuy nhiên, mô hình CA_M chủ yếu dựa vào xu hướng chuyển đổi lớp phủ từ quá khứ để dự báo cho tương lai, nếu có những sự kiện đột phá, những chính sách mới hoàn toàn hoặc BĐKH cực đoan không có tiền lệ trong giai đoạn lịch sử, khả năng dự báo của mô hình có thể bị hạn chế.

3.4.3.2. Thành lập bản đồ dự báo LULC năm 2035

Dựa trên mô hình phân tích không gian bản đồ LULC năm 2035 đã được xây dựng nhằm trực quan hóa các xu hướng LULCC trong tương lai. Hình 3.23 thể hiện phân bố không gian của các LULC và Bảng 3.19 thể hiện ma trận chuyển đổi các lớp phủ đến năm 2035.

**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2035
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.23. Bản đồ dự báo LCLC huyện Đắk Glong và Krông Nô năm 2035

Bảng 3.19. Ma trận biến động giai đoạn 2023 - 2035

Đơn vị tính: ha

2035	2023									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	DNN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	64.685,68	56,46	118,44	1.027,18	620,15	996,08	64,26	14,40	4,95	67.587,60
RBTX	51,98	1.194,50	100,10	25,00	100,36	24,99	0,09	2,52	1,44	1.500,98
RK	70,41	41,59	2.919,75	10,17	25,29	57,28	20,07	100,08	10,44	3.255,08
RTG	266,45	1,26	2,79	12.293,22	788,76	2.644,74	839,70	35,46	59,22	16.931,60
CAOSU	1.935,43	1.531,95	716,87	6.443,65	11.449,10	1.989,81	1.517,49	86,04	322,96	25.993,30
DNN	1.432,18	46,89	75,33	2.142,72	1.849,71	57.033,90	10.382,28	3.257,02	1.282,77	77.502,80
DKH	1.501,21	0,72	3,33	622,44	27,19	236,59	13.989,67	724,00	361,80	17.466,95
DC	240,50	28,89	409,94	55,07	243,90	2.719,55	1.505,81	5.347,98	178,77	10.730,41
MN	509,99	0,24	0,63	20,41	133,69	260,58	539,01	138,42	3.987,20	5.590,17
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

Bảng 3.19 cho thấy mất rừng vẫn là xu hướng đáng lo ngại trong giai đoạn 2023–2035. Diện tích RTX dự báo mất chủ yếu chuyển sang RTG và NN, trong khi RBTX và RK cũng tiếp tục suy giảm với tỷ lệ mất lần lượt là 48% và 25%. Xu hướng này phản ánh áp lực chuyển đổi đất rừng sang mục đích kinh tế, đặc biệt RTG, CAOSU và NN. Đây là cơ sở quan trọng để xây dựng các giải pháp bảo vệ rừng, như ưu tiên bảo tồn vùng lõi RTX, kiểm soát mở rộng cây công nghiệp và quy hoạch sử dụng đất theo hướng bền vững.

3.4.3.3. Thành lập bản đồ điểm nóng dự báo FCC năm 2035

Trên cơ sở hiệu quả phân tích điểm nóng so sánh với những thay đổi tương ứng, nghiên cứu tiếp tục xây dựng các điểm nóng như là cơ sở dự báo dựa trên kịch bản FCC năm 2035; từ đó làm cơ sở để cung cấp cơ sở khoa học dự báo cho địa phương chủ động trogn công tác quản lý và phát triển KT – XH – MT một cách hài hòa và bền vững. Theo đó kết quả phân tích điểm nóng trong giai đoạn 2023-2035 được trình bày trong Bảng 3.20 và vị trí không gian các điểm nóng theo các tiêu khu được thể hiện trong Hình 3.24.

Bảng 3.20. Kết quả phân tích hotspot giai đoạn 2023 - 2035

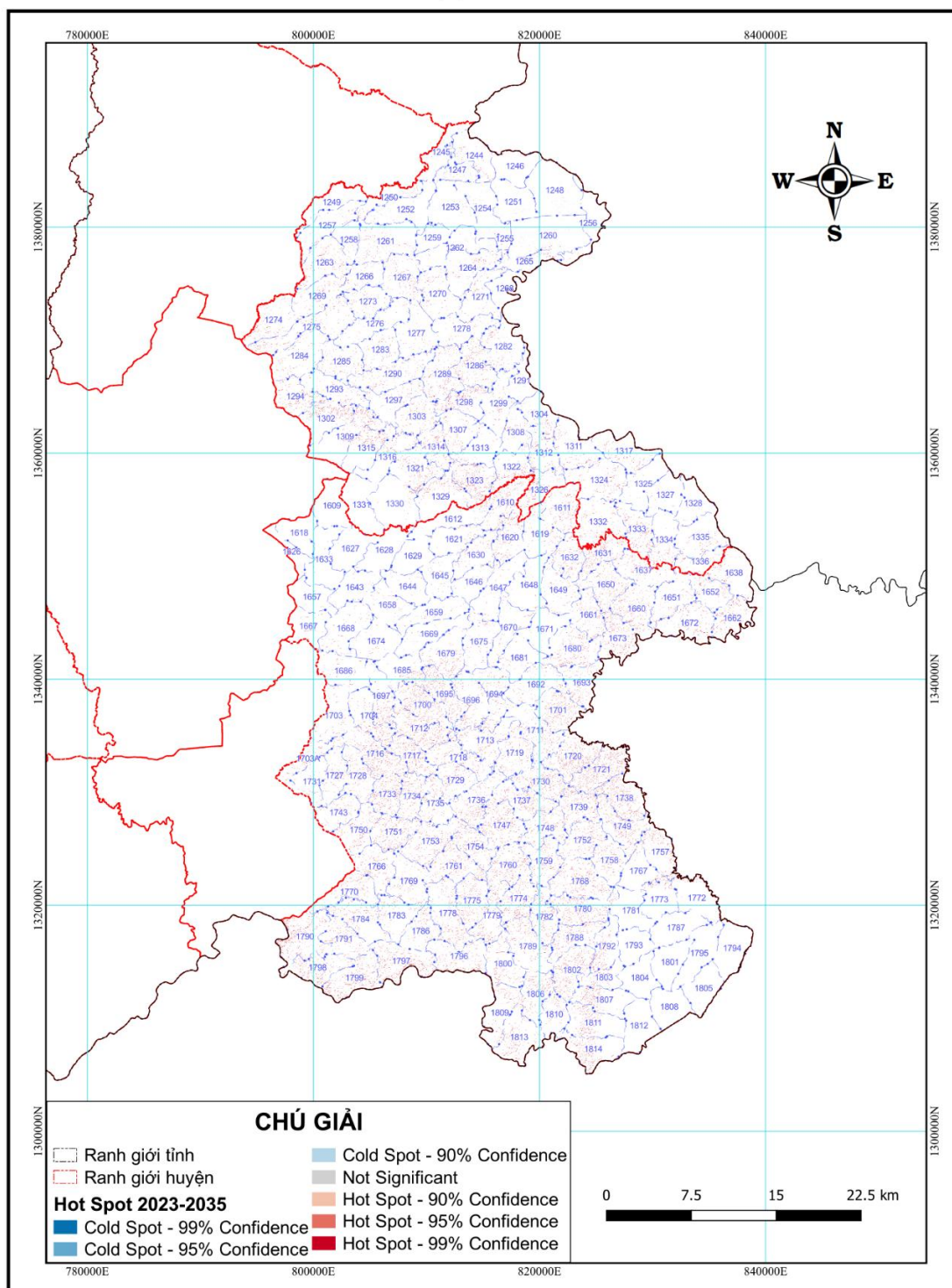
TT	2023-2035	Z_code	P_Value	Gi_Bin	Diện tích (ha)
1	RTX-RTG	2,1119	0,0347	2	266,45
2	RTX-CAOSU	2,5975	0,0094	3	1.935,43
3	RTX-NN	2,5975	0,0094	3	1.432,18
4	RTX-DKH	2,9867	0,0028	3	1.501,21
5	RTX-DC	-0,2486	0,8037	0	240,50
6	RTX-MN	2,5766	0,0100	3	509,99
7	RBTX-RTG	-1,1438	0,2527	0	1,26
8	RBTX-CAOSU	-1,4677	0,1422	0	1.531,95
9	RBTX-NN	-0,6181	0,5365	0	46,89
10	RBTX-DKH	-0,8192	0,4127	0	0,72
11	RBTX-DC	-0,9544	0,3399	0	28,89
12	RBTX-MN	-0,9544	0,3399	0	0,24
13	RK-RTG	-1,3631	0,1729	0	2,79
14	RK-CAOSU	-0,8192	0,4127	0	716,87
15	RK-NN	-1,4677	0,1422	0	75,33
16	RK-DKH	-1,1024	0,2703	0	3,33
17	RK-DC	-1,4677	0,1422	0	409,94
18	RK-MN	-0,8192	0,4127	0	0,63
Tổng diện tích					8.704,6

Kết quả phân tích cụm không gian (Hot Spot Analysis) của LULCC dự báo giai đoạn 2023 – 2035 được thể hiện trong Bảng 3.21, chỉ ra rằng: Trong toàn bộ giai đoạn 2023 – 2035, tổng diện tích RTN có biểu hiện hình thành cụm không gian có ý nghĩa thống kê (tức giá trị Gi* khác 0) chiếm 5.645,26 ha, trong đó 100% là cụm có ý nghĩa thống kê mức chắc chắn về sự tập trung không gian là 99% và 95%), không

có cụm nóng RTN nào đạt ý nghĩa thống kê với độ chính xác 90% và 99%. Điều này cho thấy đa phần các FCC diễn ra tập trung theo các cụm không gian nhất định.

Bản đồ điểm nóng dự báo năm 2035 cũng được xây dựng (Hình 3.24) làm cơ sở xác định các giải pháp tương ứng với khu vực cụ thể.

BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2023-2035
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



Hình 3.24. Bản đồ dự báo điểm nóng FCC năm 2035

3.5. Đề xuất các giải pháp quản lý tài nguyên rừng khu vực nghiên cứu

Trên cơ sở kết quả phân tích điểm nóng mất rừng, xác định nhân tố tác động và dự báo biến động diện tích rừng đến năm 2035, kết hợp với tham vấn các bên liên quan, nghiên cứu đề xuất hệ thống giải pháp quản lý tài nguyên rừng phù hợp với điều kiện tự nhiên, kinh tế – xã hội của hai huyện Đắk Glong và Krông Nô. Các giải pháp được xây dựng theo hướng đồng bộ – khả thi – dựa trên bằng chứng khoa học, nhằm giảm áp lực mất rừng, tăng cường bảo tồn và thúc đẩy phát triển bền vững.

3.5.1. Nhóm giải pháp quản lý - chính sách

- Rà soát và điều chỉnh quy hoạch không gian sử dụng đất lâm nghiệp

Kết quả phân tích điểm nóng và dự báo LULCC cho thấy nhiều khu vực RTN, đặc biệt ở vùng giáp ranh với RTG, NN và các tuyến giao thông chính, đang chịu áp lực mất rừng cao và có nguy cơ tiếp tục suy giảm mạnh đến năm 2035 nếu không có biện pháp điều chỉnh kịp thời. Do đó, cần tiến hành rà soát tổng thể quy hoạch không gian sử dụng đất lâm nghiệp, đối chiếu chặt chẽ với hiện trạng LULC và bản đồ phân bố các điểm nóng mất rừng dự báo năm 2035 để nhận diện chính xác các bất cập về phân bổ loại rừng, ranh giới quản lý và vùng trọng điểm bảo vệ.

Việc điều chỉnh cần đảm bảo hài hòa với quy hoạch phát triển KT–XH của địa phương, đồng thời tuân thủ nghiêm các chỉ tiêu diện tích rừng phòng hộ, rừng đặc dụng và rừng sản xuất theo quy định của Luật Lâm nghiệp. Trong quá trình rà soát, ứng dụng công nghệ RS và GIS sẽ giúp lập bản đồ phân vùng chức năng rừng với độ chính xác cao, tích hợp các thông tin về địa hình, nhân tố tác động và xu hướng biến động rừng, phục vụ hiệu quả cho quản lý ở cấp xã.

Trên cơ sở đó, cần cụ thể hóa các giải pháp quản lý phù hợp theo từng loại rừng:

+ Rừng đặc dụng: Ưu tiên các biện pháp bảo tồn cảnh quan và đa dạng sinh học, tăng cường kiểm soát vùng đệm bằng công nghệ GIS, UAV và hệ thống giám sát thời gian thực. Đề xuất triển khai “Trạm cảnh báo sớm mất rừng tự động” tại Khu bảo tồn thiên nhiên Nam Nung, nơi được xác định là vùng có nguy cơ xâm lấn cao theo bản đồ hotspot.

+ Rừng phòng hộ: Tập trung trồng phục hồi rừng đầu nguồn tại xã Quảng Sơn và Đắc Ha, kết hợp với mô hình sinh kế xanh như trồng xen dược liệu, mắc ca hoặc các cây lâm sản ngoài gỗ nhằm giảm áp lực lên tài nguyên rừng, đồng thời nâng cao thu nhập bền vững cho cộng đồng địa phương.

+ Rừng sản xuất: Khuyến khích doanh nghiệp và hộ gia đình áp dụng chứng chỉ FSC (Forest Stewardship Council) trong quản lý rừng trồng, kết hợp với chính sách chi trả dịch vụ môi trường rừng (PES) để tăng nguồn thu hợp pháp, đồng thời nâng cao trách nhiệm trong bảo vệ và phát triển rừng.

Những giải pháp phân hóa này không chỉ giúp điều chỉnh quy hoạch lâm nghiệp theo thực tiễn không gian – sinh thái của từng loại rừng, mà còn góp phần liên kết kết quả dự báo mất rừng với công tác hoạch định chính sách bảo tồn và sinh kế tại cấp cơ sở, hướng đến mục tiêu quản lý tài nguyên rừng bền vững đến năm 2035.

- Xác định và khoanh bảo vệ nghiêm ngặt các vùng trọng yếu

Những khu vực rừng phòng hộ và vùng đệm tại các xã Quảng Sơn, Quảng Hòa (huyện Đắc Glông) và Buôn Choah, Đắc Drô (huyện Krông Nô) thường xuyên xuất hiện cụm nóng mất rừng, đặc biệt là giai đoạn 2016-2017 và vẫn duy trì áp lực cao sau đó. Đây là những vùng có chức năng sinh thái quan trọng, bảo vệ đầu nguồn và chống xói mòn. Do đó, cần khoanh định ranh giới rõ ràng và cắm mốc ngoài thực địa cho các vùng trọng yếu như rừng phòng hộ, rừng đặc dụng, vùng phục hồi sinh thái.

Căn cứ bản đồ dự báo điểm nóng FCC năm 2035, những điểm dự báo điểm nóng mất rừng ($G_{Bin} = 2 - 3$) ven các đơn vị chủ rừng, đặc biệt các mảnh rừng diện tích nhỏ rải rác ở các tiểu khu, cần khoanh vùng bảo vệ nghiêm ngặt, bố trí lực lượng kiểm lâm chuyên trách, tuần tra thường xuyên, sử dụng công nghệ viễn thám & UAV để giám sát biến động.

Bên cạnh việc tăng cường tuần tra, kiểm soát tại các điểm nóng, cần ứng dụng hệ thống giám sát rừng bằng ảnh vệ tinh (ví dụ: NICFI, Sentinel-2) để phát hiện nhanh các biến động bất thường. Cơ chế xử lý vi phạm phải kịp thời, minh bạch, đồng thời gắn với chế tài đủ sức răn đe theo quy định pháp luật.

- Thiết lập cơ chế phối hợp đa ngành trong giám sát và quản lý rừng

Phân tích SEM chỉ ra rằng áp lực mất rừng chịu tác động đồng thời từ các yếu tố TN – KT – XH. Chính vì vậy, công tác quản lý bảo vệ rừng đòi hỏi cơ chế phối hợp đa ngành giữa kiểm lâm, chính quyền địa phương, cơ quan quy hoạch, doanh nghiệp lâm nghiệp và cộng đồng dân cư.

Triển khai xây dựng quy trình phối hợp rõ ràng, phân định trách nhiệm cụ thể cho từng bên trong giám sát diễn biến rừng, xử lý vi phạm và giải quyết tranh chấp đất rừng. Việc chia sẻ dữ liệu GIS, bản đồ điểm nóng và thông tin cảnh báo từ hệ thống giám sát rừng nên được thực hiện thường xuyên để các bên có căn cứ hành động kịp thời. Ngoài ra, ưu tiên tổ chức các cuộc họp liên ngành định kỳ để rà soát tình hình và điều chỉnh giải pháp quản lý khi cần thiết.

- Thúc đẩy mô hình đồng quản lý rừng cộng đồng địa phương

Kết quả phỏng vấn cho thấy cộng đồng dân cư tại chỗ, đặc biệt là các nhóm dân tộc thiểu số, vừa là đối tượng chịu ảnh hưởng trực tiếp từ chính sách quản lý rừng, vừa có vai trò quan trọng trong bảo vệ tài nguyên rừng. Mô hình đồng quản lý rừng – trong đó Ban quản lý rừng và cộng đồng cùng tham gia lập kế hoạch, tuần tra, chia sẻ lợi ích từ lâm sản ngoài gỗ (LSNG) – đã được áp dụng thành công ở một số địa phương và có thể nhân rộng.

Việc triển khai mô hình này phải gắn với các kết quả nghiên cứu về điểm nóng và nhân tố tác động: ưu tiên áp dụng tại các vùng có áp lực mất rừng cao nhưng vẫn còn tiềm năng phục hồi, đồng thời kết hợp các giải pháp kỹ thuật lâm sinh như khoanh nuôi tái sinh, trồng bổ sung cây bản địa, cải tạo đất sau nương rẫy. Bên cạnh đó, phải đảm bảo cơ chế chia sẻ lợi ích minh bạch, công bằng để tạo động lực cho người dân tham gia bảo vệ rừng lâu dài.

3.5.2. Nhóm giải pháp kỹ thuật - công nghệ

- Ứng dụng RS-GIS và hệ thống cảnh báo sớm để giám sát diện tích rừng theo thời gian thực

Triển khai hệ thống giám sát rừng dựa trên công nghệ RS và GIS cho phép theo dõi LULCC gần như tức thời. Sử dụng các nguồn ảnh vệ tinh độ phân giải trung bình và cao (như Sentinel-2, PlanetScope, Landsat và bổ sung dữ liệu UAV trong điều kiện cho phép) để phát hiện các thay đổi bất thường về diện tích rừng.

Cần ưu tiên theo dõi các khu vực đã được xác định là “điểm nóng” mất rừng, kết hợp các thuật toán phát hiện biến động tự động (như BFAST Monitor, LandTrendr) để rút ngắn thời gian xử lý và nâng cao độ chính xác. Kết quả giám sát được tích hợp vào hệ thống cảnh báo sớm, liên kết trực tiếp với lực lượng kiểm lâm, chính quyền xã/huyện và các ban quản lý rừng để kịp thời triển khai kiểm tra hiện trường, xử lý vi phạm và ngăn chặn mất rừng.

- Dự báo nguy cơ cháy rừng bằng tích hợp dữ liệu đa nguồn

Xây dựng mô hình dự báo nguy cơ cháy rừng theo thời gian và không gian bằng cách kết hợp dữ liệu khí tượng (nhiệt độ, lượng mưa, độ ẩm không khí, tốc độ gió), dữ liệu RS (chỉ số NDVI, NBR, NDWI) và đặc điểm địa hình (độ cao, độ dốc, hướng dốc).

Bản đồ nguy cơ cháy rừng cần được cập nhật thường xuyên và phân loại theo cấp độ rủi ro (thấp, trung bình, cao, rất cao) để phục vụ bố trí lực lượng và phương tiện PCCC rừng một cách tối ưu. Các vùng trọng điểm cháy trong lịch sử, đặc biệt ở khu vực RK, RTG gần đường giao thông hoặc khu dân cư, cần được gắn thiết bị giám sát nhiệt độ và độ ẩm từ xa nhằm nâng cao hiệu quả cảnh báo. Ngoài ra, cần đào tạo cán bộ quản lý và cộng đồng dân cư về cách sử dụng dữ liệu dự báo để chủ động phòng ngừa cháy rừng.

- Xây dựng và vận hành cơ sở dữ liệu rừng tập trung

Phát triển cơ sở dữ liệu rừng thống nhất trên nền tảng GIS, bao gồm các thông tin về loại rừng, diện tích, trữ lượng, chủ quản lý, tình trạng pháp lý, dữ liệu điều tra rừng, kết quả giám sát từ RS, bản đồ điểm nóng mất rừng và bản đồ nguy cơ cháy rừng.

Cơ sở dữ liệu này cần được kết nối liên thông giữa Sở Nông nghiệp và Môi trường, Chi cục Kiểm lâm, UBND các xã và các Ban quản lý rừng. Việc cập nhật cần thực hiện định kỳ (ít nhất 1 lần/năm đối với điều tra hiện trường và 1–3 tháng/lần đối với dữ liệu RS), đồng thời tích hợp các công cụ phân tích trực tuyến để hỗ trợ việc lập kế hoạch, ra quyết định và báo cáo.

Hệ thống phải được thiết kế mở, cho phép chia sẻ dữ liệu có chọn lọc cho các đối tượng liên quan (doanh nghiệp, nhà khoa học, tổ chức xã hội) để phục vụ quản lý bền vững và thúc đẩy minh bạch thông tin trong lĩnh vực lâm nghiệp.

3.5.3. Nhóm giải pháp kỹ thuật lâm sinh

- Khoanh nuôi và xúc tiến tái sinh RTN

Tại các khu vực đã được xác định là điểm nóng mất rừng và vùng rừng bị suy thoái, cần ưu tiên thực hiện khoanh nuôi tái sinh tự nhiên kết hợp xúc tiến tái sinh có tác động (làm cỏ, phát quang dây leo, tỉa bớt cây bụi, bổ sung giống cây bản địa).

Đối với các khu vực rừng có mật độ cây tái sinh thấp hoặc chất lượng cây tái sinh kém (khu vực đất khác có cây tái sinh), cần tiến hành trồng bổ sung các loài cây gỗ bản địa có giá trị cao (như sao đen (*Hopea odorata*), bằng lăng (*Lagerstroemia calyculata*), giáng hương (*Pterocarpus macrocarpus*), chò chỉ (*Parashorea chinensis*)) nhằm phục hồi cấu trúc và chức năng sinh thái của rừng. Công tác khoanh nuôi nên gắn với cơ chế bảo vệ rừng cộng đồng để giảm nguy cơ tái lấn chiếm.

- Trồng rừng phòng hộ và rừng ven sông, suối

Những khu vực có địa hình dốc ($>25^\circ$), đất bị xói mòn mạnh, hoặc ven sông, suối, hồ chứa – đặc biệt ở lưu vực sông Krông Nô, khu vực ven hồ thủy điện Đồng Nai 4 – cần được ưu tiên trồng rừng phòng hộ với các yêu cầu:

- + Chọn loài phù hợp: sử dụng cây bản địa chịu hạn, rễ cọc hoặc rễ chống xói mòn như lim xanh (*Erythrophleum fordii*), sao đen, lát hoa (*Chukrasia tabularis*), dầu song nàng (*Dipterocarpus dyeri*).

- + Kết hợp cây gỗ và LSNG (mây, tre, song, cây dược liệu) để vừa bảo vệ đất, nguồn nước, vừa tạo sinh kế bổ sung.

- + Quy hoạch trồng cây phân tán, cây xanh cảnh quan và cây ăn quả lâu năm tại các vùng ven sông suối ở Quảng Hòa, Quảng Sơn và Đắc Drô nhằm tăng độ che phủ, giảm sạt lở và bồi lấp lòng sông.

- + Xây dựng dải cây xanh cách ly dọc theo các tuyến đường giao thông gần rừng để giảm tác động của hoạt động khai thác và vận chuyển gỗ trái phép.

- Cải thiện chất lượng RTG sản xuất

Phân tích nhân tố tác động cho thấy áp lực kinh tế và nhu cầu nguyên liệu gỗ đang làm gia tăng diện tích rừng trồng chu kỳ ngắn, năng suất thấp. Để nâng cao hiệu quả kinh tế và khả năng phòng hộ:

- + Áp dụng kỹ thuật thâm canh: chọn giống keo lai (*Acacia hybrid*), keo tai tượng (*Acacia mangium*), bạch đàn (*Eucalyptus urophylla*) đã qua kiểm định năng suất; bón phân cân đối NPK và phân hữu cơ; tỉa thưa định kỳ để giảm cạnh tranh dinh dưỡng; áp dụng quản lý dịch hại tổng hợp.

- + Luân canh với cây họ đậu (muồng đen, đậu triều) để cải tạo đất, tăng khả năng cố định đạm và duy trì độ phì nhiêu.

- + Chuyển đổi một phần diện tích từ rừng trồng chu kỳ ngắn (5–7 năm) sang mô hình gỗ lớn (chu kỳ 10–12 năm) hoặc rừng hỗn giao nhiều tầng tán để tăng giá trị thương phẩm, giảm rủi ro giá thị trường, đồng thời nâng cao khả năng hấp thụ và lưu giữ carbon, góp phần đáp ứng tiêu chí thị trường tín chỉ carbon.

- + Khuyến khích áp dụng chứng chỉ FSC đối với rừng trồng để mở rộng thị trường xuất khẩu gỗ hợp pháp, nâng cao giá trị kinh tế và tính bền vững.

3.5.4. Nhóm giải pháp phát triển sinh kế cộng đồng

- Phát triển mô hình nông lâm kết hợp

Trên cơ sở điều kiện sinh thái, hiện trạng sử dụng đất và nhu cầu của người dân, cần khuyến khích áp dụng rộng rãi mô hình nông – lâm kết hợp tại các vùng đệm và khu vực giáp ranh rừng sản xuất – đất nông nghiệp. Cụ thể:

- + Khu vực rừng trồng sản xuất: trồng xen cây nông nghiệp dài ngày như cà phê, hồ tiêu, ca cao, hoặc cây ăn quả (bơ, sầu riêng, xoài) giữa các hàng cây gỗ, duy trì mật độ tán che 0,4–0,6 để vừa đảm bảo quang hợp, vừa hạn chế cỏ dại, xói mòn.

- + Khu vực vùng đệm rừng phòng hộ và đặc dụng: ưu tiên mô hình cây dược liệu dưới tán như sâm dây, ba kích, đinh lăng, hà thủ ô đỏ, kết hợp tham cỏ tự nhiên để giữ ẩm đất và hạn chế thoái hóa.

- + Kết hợp du lịch sinh thái: phát triển các điểm tham quan trải nghiệm mô hình nông – lâm kết hợp, gắn với sản phẩm đặc trưng địa phương, từ đó gia tăng giá trị kinh tế và quảng bá thương hiệu vùng.

Việc triển khai mô hình cần dựa vào bản đồ phân bố điểm nóng mất rừng và phân tích nhân tố tác động, nhằm chọn vị trí phù hợp, giảm xung đột đất đai và tối ưu hiệu quả sử dụng đất.

- Phát triển LSNG

Kết quả khảo sát thực địa cho thấy nhiều loại LSNG bản địa tại khu vực nghiên cứu có giá trị kinh tế cao nhưng chưa được khai thác hiệu quả. Do đó, cần:

- + Bảo tồn và phát triển nguồn giống LSNG: mây, tre, nứa, song, nhựa thông, mật ong rừng, hạt uoi, mắc ca, tinh dầu hồi – quế.

- + Tổ chức khai thác hợp lý: xây dựng quy định về mùa vụ, sản lượng khai thác để tránh cạn kiệt nguồn tài nguyên.

- + Xây dựng chuỗi giá trị LSNG: hình thành hợp tác xã hoặc tổ hợp tác để thu gom, sơ chế, chế biến và tiêu thụ sản phẩm; áp dụng tiêu chuẩn chứng nhận (OCOP, hữu cơ, FSC) để nâng cao giá trị và mở rộng thị trường.

- + Kết hợp LSNG với phục hồi rừng: trồng xen các loài LSNG trong khoảnh nuôi xúc tiến tái sinh, vừa tăng thu nhập vừa nâng cao độ che phủ.

- Tăng cường cơ chế chi trả dịch vụ môi trường rừng (PFES) và khai thác cơ hội thị trường carbon, liên kết với doanh nghiệp/tổ chức quốc tế để tăng đầu ra tín chỉ.

- + Đối với PFES: đảm bảo các hộ dân, đặc biệt là nhóm giữ rừng ở khu vực điểm nóng, được tiếp cận đầy đủ nguồn chi trả và nhận tiền đúng thời hạn. Hỗ trợ mở tài khoản ngân hàng hoặc ví điện tử để minh bạch dòng tiền và giảm thất thoát.

- + Đối với thị trường carbon: khảo sát, đánh giá tiềm năng hấp thụ CO₂ của các khu rừng trồng gỗ lớn và RTN phục hồi; lập hồ sơ đăng ký tham gia các chương trình tín chỉ carbon (REDD+, VCS).

- + Sử dụng nguồn thu: ưu tiên đầu tư vào mô hình sinh kế bền vững (nông – lâm kết hợp, LSNG), mua sắm thiết bị bảo vệ rừng (máy cưa tay, GPS, thiết bị chữa cháy rừng), và hoạt động giáo dục môi trường tại cộng đồng.

- Đào tạo, nâng cao năng lực cộng đồng

- + Nội dung đào tạo: kỹ thuật canh tác bền vững trên đất dốc, quản lý rừng cộng đồng, trồng và chế biến LSNG, tiếp cận thị trường, ứng dụng GIS đơn giản trong quản lý diện tích rừng.

+ Đối tượng ưu tiên: hộ nghèo, đồng bào dân tộc thiểu số, phụ nữ, thanh niên tại địa phương – những nhóm dễ bị tổn thương trước biến động tài nguyên rừng.

+ Hình thức: kết hợp tập huấn tại chỗ với tham quan học tập các mô hình thành công ở địa phương khác; hỗ trợ tài liệu hướng dẫn bằng tiếng dân tộc để nâng cao khả năng tiếp cận.

+ Kết quả kỳ vọng: hình thành đội ngũ nòng cốt tại cộng đồng có kỹ năng quản lý rừng và sản xuất bền vững, đóng vai trò lan tỏa kinh nghiệm cho các hộ khác.

3.5.5. Nhóm giải pháp theo vùng trọng điểm mất rừng

Dựa trên kết quả phân tích điểm nóng mất rừng (Hotspot Analysis) giai đoạn 2010–2023 và dự báo nguy cơ mất rừng giai đoạn 2030–2035 (Hình 3.19), có thể xác định ba vùng trọng điểm cần được ưu tiên quản lý, phục hồi và kiểm soát chặt chẽ. Các vùng này không chỉ có mức độ mất rừng cao nhất trong quá khứ, mà còn được mô hình CA–Markov dự báo là những khu vực có khả năng tiếp tục suy giảm diện tích RTN mạnh nhất trong tương lai nếu không có biện pháp can thiệp kịp thời.

- Vùng Tây Bắc huyện Đắk Glong (xã Quảng Sơn – Quảng Hòa)

Đây là vùng mất rừng nghiêm trọng nhất trong giai đoạn 2015–2023, tập trung dọc tuyến đường QL28 và khu vực giáp ranh rừng phòng hộ Nam Nung. Phân tích hotspot cho thấy khu vực này có cường độ mất rừng cao ($GiZ > 2,5$) và mở rộng nhanh theo hướng Tây Nam – nơi dân cư di cư tự do và canh tác nông nghiệp ngày càng tăng.

Các giải pháp ưu tiên gồm: Triển khai mô hình nông – lâm kết hợp có kiểm soát (Agroforestry), với cây chủ lực là mắc ca, sâm dây, nghệ đen, và keo lai nhằm tái tạo độ che phủ sinh thái và mang lại thu nhập cho người dân địa phương; Phục hồi rừng đầu nguồn suối Đắk Plao – Quảng Sơn, kết hợp với chương trình trồng rừng thay thế của các dự án thủy điện nhỏ; Tăng cường giám sát cộng đồng (Community-based Monitoring): thành lập các tổ bảo vệ rừng thôn – bon; Thí điểm hệ thống cảnh báo sớm UAV (Drone-based Forest Alert) do Chi cục Kiểm lâm tỉnh Đắk Nông vận hành, nhằm giám sát 24/7 khu vực giáp ranh Nam Nung. Các biện pháp này vừa có ý

nghĩa phục hồi sinh thái, vừa giúp ổn định sinh kế dân cư, hạn chế di cư tự do – yếu tố được xác định là nguyên nhân chủ yếu gây mất rừng ở khu vực này.

- *Vùng Đông Nam huyện Krông Nô (xã Đăk Som – Buôn Choánh)*

Khu vực này là vùng có nguy cơ mất rừng cao thứ hai, chủ yếu do mở rộng đất nông nghiệp và rừng trồng quy mô nhỏ. Bản đồ hotspot cho thấy điểm nóng phân bố dọc các tuyến dân cư và đất sản xuất nông nghiệp ven sông Krông Nô, nơi diễn ra sự chuyển đổi mạnh từ rừng tự nhiên sang đất canh tác cà phê và hồ tiêu.

Các giải pháp quản lý được đề xuất: Thí điểm mô hình đồng quản lý rừng (Co-management) giữa Ban Quản lý rừng phòng hộ Krông Nô, chính quyền xã và cộng đồng thôn buôn, đảm bảo phân chia rõ trách nhiệm bảo vệ và hưởng lợi từ rừng; Tăng cường chi trả dịch vụ môi trường rừng (PES) theo Nghị định 156/2018/NĐ-CP, đặc biệt cho các hộ sinh sống ven sông Krông Nô – nơi rừng có chức năng phòng hộ nguồn nước; Phát triển sinh kế dưới tán rừng (trồng dược liệu bản địa, chăn nuôi ong, thu hái lâm sản ngoài gỗ), kết hợp đào tạo kỹ thuật canh tác hữu cơ và quản lý rừng bền vững; Xây dựng tuyến rừng đệm bảo vệ ven sông Krông Nô, vừa phòng chống xói mòn vừa giảm nguy cơ mất rừng do mở rộng nông nghiệp ven lòng hồ thủy điện Buôn Tua Srah. Việc gắn kết giữa PES – sinh kế – đồng quản lý được xem là hướng đi khả thi giúp chuyển từ cơ chế “bảo vệ thụ động” sang “quản lý có sự tham gia”, nâng cao trách nhiệm và lợi ích của cộng đồng đối với tài nguyên rừng.

- *Vùng giáp ranh Đăk Ha – Đăk Plao*

Khu vực này là vành đai trung gian giữa rừng tự nhiên và khu dân cư mới, nơi tập trung nhiều tuyến giao thông lâm nghiệp và hoạt động vận chuyển lâm sản nhỏ lẻ. Mặc dù mức độ mất rừng thấp hơn hai vùng trên, nhưng rủi ro gia tăng mạnh trong giai đoạn 2030–2035 do mở rộng hạ tầng, thủy điện và khu định cư mới.

Giải pháp trọng tâm gồm: Tăng cường kiểm soát vận chuyển lâm sản, phối hợp liên ngành giữa Kiểm lâm – Công an – UBND xã để xử lý vi phạm vận chuyển gỗ trái phép; Thiết lập vùng giám sát UAV cố định, đặt tại Trạm Kiểm lâm Đăk Ha và Đăk Plao, hoạt động theo mô hình “bán tự động” tích hợp bản đồ nguy cơ mất rừng (forest-risk map); Phối hợp tuyên truyền và tập huấn cộng đồng về quản lý rừng

và pháp luật lâm nghiệp; đồng thời thí điểm mô hình “rừng học đường” tại các trường tiểu học và THCS trên địa bàn nhằm nâng cao ý thức thế hệ trẻ. Khu vực này được xem là vùng đệm chiến lược, có thể kiểm soát hiệu quả sự lan tỏa của mất rừng từ trung tâm Đắk Glong sang phía Bắc Krông Nô nếu được giám sát và quản lý đồng bộ.

Các giải pháp trên, khi được triển khai đồng bộ, không chỉ giúp giảm thiểu mất rừng mà còn tạo điều kiện cho việc phát triển KT - XH hài hòa với bảo tồn đa dạng sinh học và tài nguyên thiên nhiên. Qua đó, cơ sở khoa học dựa trên dữ liệu RS, GIS và mô hình dự báo sẽ trở thành công cụ then chốt để đưa ra các quyết định quản lý rừng hiệu quả, góp phần vào việc xây dựng hệ thống quản lý tài nguyên rừng bền vững ở tỉnh Đắk Nông.

KẾT LUẬN, TỒN TẠI VÀ KIẾN NGHỊ

Kết luận

Luận án “Phân tích và dự báo thay đổi thảm phủ rừng dưới tác động của các nhân tố TN – KT – XH tỉnh Đắk Nông” đã tiếp cận một cách hệ thống và tích hợp nhiều phương pháp hiện đại trong lĩnh vực RS, GIS, học máy và phân tích không gian để làm rõ quy luật FCC trong giai đoạn 2010 – 2023 và dự báo xu hướng đến năm 2035. Trên cơ sở đó, các kết quả chính được kết luận như sau:

- *Phân tích LULCC giai đoạn 2010 – 2023:*

+ So sánh kết quả phân loại thảm phủ LULC năm 2023 bằng thuật toán RF sử dụng i) tổ hợp ảnh Landsat + NDVI và ii) Landsat + tổ hợp các chỉ số (NDVI, NDWI, BSI) + DEM cho thấy: Phân loại dựa vào ảnh Landsat kết hợp tổ hợp các chỉ số đạt độ chính xác OA và K cao hơn đáng kể (tăng 8,64 và 0,11 đơn vị tương ứng) so với chỉ sử dụng tổ hợp ảnh Landsat và chỉ số NDVI. Chính vì vậy phương pháp phân loại này tiếp tục được lựa chọn cho phân loại giai đoạn 2010 – 2022.

+ Phân loại LULC giai đoạn 2010 – 2022: Kết quả phân loại đạt chính xác phân loại với OA dao động từ khoảng trên 81% đến trên 89% và hệ số K từ 0,77 đến 0,87, điều này cho thấy hiệu suất phân loại đạt mức khá đến cao.

+ Từ kết quả phân loại, bản đồ LULC giai đoạn 2010–2023 cho thấy sự biến động rõ rệt giữa các loại LC: RTX và RBTX giảm mạnh, lần lượt 42.459 ha (–37,52%) và 995 ha (–25,52%), RTG tăng hơn 5 lần so với năm 2010. Các lớp DKH và DC mở rộng nhanh (~11.700 ha và ~6.500 ha), còn CAOSU tăng nhẹ nhưng biến động theo từng giai đoạn. Sự thay đổi của NN, DKH và DC phản ánh quá trình chuyển đổi sử dụng đất thiếu ổn định, diễn ra tập trung ở vùng giáp khu dân cư, dọc tuyến giao thông và địa hình bằng phẳng.

+ Phân tích LULCC giai đoạn 2010–2023 cho thấy quá trình chuyển đổi sử dụng đất tại khu vực nghiên cứu diễn ra mạnh mẽ, đa chiều và phức tạp. RTX là lớp suy giảm mạnh nhất, với hơn 43.530 ha bị chuyển đổi, chủ yếu sang RTG, NN và DKH. Các lớp RBTX và RK cũng giảm đáng kể, chuyển chủ yếu sang NN và DC. Ngược lại, RTG tăng nhanh nhờ chuyển đổi từ RTX và NN, song đồng thời cũng bị

biến động ngược ở một số giai đoạn. NN và DKH là hai loại đất gia tăng mạnh nhất do mở rộng sản xuất và chuyển đổi từ rừng. DC mở rộng nhanh từ NN và DKH, phản ánh xu hướng đô thị hóa. MN biến động ít, nhưng có xu hướng tăng, chủ yếu do chuyển đổi từ RTN.

- *Xác định điểm nóng mất rừng bằng phân tích không gian*: Kết quả phân tích điểm nóng cho thấy mất rừng tại hai huyện Đắc Glong và Krông Nô giai đoạn 2010 – 2023 không phân bố ngẫu nhiên mà có quy luật rõ rệt theo không gian – thời gian. Cụ thể, cụm nóng chiếm ưu thế tuyệt đối (90,67%), tập trung vào các giai đoạn mất rừng mạnh (2012–2013 và đặc biệt giai đoạn 2017–2019), trong khi đó cụm lạnh chỉ chiếm tỷ lệ nhỏ (9,33%) và chủ yếu xuất hiện giai đoạn 2014–2016. Đáng chú ý, từ 2018–2023 các điểm nóng giảm đáng kể, đồng thời hầu như không còn cụm lạnh, qua đó phản ánh xu hướng ổn định hơn của FCC trong những năm gần đây.

- *Phân tích mối quan hệ giữa FCC với các nhân tố TN – KT – XH*: Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng yếu tố KT - XH có tác động trực tiếp mạnh nhất với hệ số tác động 0,46, phản ánh vai trò nổi bật của DC (1,00) và SDN (0,88) tác động đến chuyển đổi RTN. Khả năng tiếp cận cũng là một yếu tố đáng kể, với hệ số tác động trực tiếp –0,44, cho thấy rừng càng gần khu DC, NN và giao thông thì nguy cơ bị chuyển đổi càng cao. Trong khi đó, khí hậu tuy có hệ số thấp hơn (–0,39) nhưng vẫn có ảnh hưởng, đặc biệt khi nhiệt độ tăng và mưa giảm dẫn đến gia tăng mất rừng. Kết quả này cung cấp cơ sở định lượng quan trọng để thiết kế các mô hình dự báo FCC và đề xuất các chính sách quản lý rừng thích ứng BĐKH theo hướng khoa học và định hướng không gian.

- *Dự báo LULCC đến năm 2035*: Kết quả dự báo đến năm 2035 cho thấy xu hướng suy giảm diện tích rừng là đặc điểm nổi bật nhất, tổng diện tích RTN dự báo năm 2035 giảm gần 5.600 ha và chủ yếu chuyển sang NN, RTG và DKH; RTG giảm đến 5.708 ha. Đồng thời, lớp DKH cũng thu hẹp đáng kể, trong khi NN và CAOSU tăng lần lượt 11.500 ha và 10.700 ha, phản ánh động lực phát triển kinh tế nhưng gây sức ép lớn lên hệ sinh thái rừng. Đáng chú ý, phân tích điểm nóng dự báo giai đoạn 2023–2035 cho thấy các cụm nóng mất rừng tập trung ở những khu vực chuyển đổi mạnh sang NN và CAOSU, trong khi cụm lạnh xuất hiện rải rác ở các vùng có chính sách bảo vệ hoặc ít biến động. Nghiên cứu xây dựng bản đồ dự báo điểm nóng đến

năm 2035 nhằm nhận diện không gian rủi ro mất rừng, cung cấp công cụ khoa học quan trọng cho các chiến lược sử dụng đất cũng như các chính sách quản lý và giám sát bền vững tài nguyên rừng.

- *Đề xuất hệ thống giải pháp quản lý tài nguyên rừng*: Dựa trên các kết quả nghiên cứu, tổng hợp phỏng vấn và tham vấn ý kiến chuyên gia, nghiên cứu đã đề xuất các giải pháp mang tính đồng bộ, khả thi, phù hợp với điều kiện TN – KT – XH của Đắk Glong và Krông Nô. Các nhóm giải pháp bao gồm: (i) quản lý – chính sách như rà soát quy hoạch, khoanh vùng bảo vệ nghiêm ngặt, phối hợp đa ngành và thúc đẩy đồng quản lý cộng đồng; (ii) kỹ thuật – công nghệ như ứng dụng RS–GIS giám sát rừng, dự báo cháy rừng, xây dựng cơ sở dữ liệu tập trung; (iii) kỹ thuật lâm sinh như khoanh nuôi tái sinh, trồng rừng phòng hộ, cải thiện rừng trồng sản xuất; (iv) phát triển sinh kế cộng đồng thông qua mô hình nông lâm kết hợp, phát triển LSNG, cơ chế PFES và đào tạo nâng cao năng lực và (v) Nhóm giải pháp theo vùng trọng điểm điểm nóng cụ thể. Việc triển khai đồng bộ các giải pháp này sẽ góp phần giảm áp lực mất rừng, bảo tồn đa dạng sinh học và thúc đẩy phát triển bền vững ở địa phương.

Tồn tại

Mặc dù kết quả nghiên cứu đã phản ánh rõ quy luật biến động LULCC, xác định được các yếu tố tác động chủ yếu và dự báo xu thế tương lai, song do giới hạn về thời gian và nguồn lực, luận án vẫn còn một số tồn tại nhất định, chủ yếu ở hai khía cạnh:

- *Về chất lượng phân loại*: Độ chính xác LULC chịu ảnh hưởng bởi chất lượng ảnh vệ tinh, phương pháp và số lớp phân loại. Trong nghiên cứu này, việc sử dụng ảnh Landsat độ phân giải trung bình ($30\text{ m} \times 30\text{ m}$) phần nào hạn chế khả năng phân biệt các loại lớp phủ. Mặc dù đã cải thiện bằng cách bổ sung các chỉ số phổ và địa hình (NDVI, BSI, NDWI), song kết quả vẫn có sai số nhất định. Bên cạnh đó, cần có thêm nghiên cứu so sánh với các thuật toán khác (SVM, KNN, Decision Tree) để đánh giá toàn diện hơn.
- *Dữ liệu TN – KT – XH tham gia trong mô hình SEM*: Nguồn dữ liệu TN–KT–

XH còn hạn chế về phạm vi và số lượng biến, đặc biệt là các yếu tố về thể chế, quyền sử dụng đất, quản trị cộng đồng, tỷ lệ giàu nghèo..., vì thế một số mối quan hệ chưa được phản ánh đầy đủ; thời gian chuỗi số liệu ngắn cũng ảnh hưởng đến độ tin cậy và mức độ phù hợp của các chỉ số kiểm định mô hình.

Kiến nghị

Trên cơ sở những hạn chế trong phân tích LULCC, một số đề xuất cải thiện cũng như mở rộng trong các nghiên cứu sau cần được quan tâm như:

- Sử dụng và thử nghiệm dữ liệu ảnh vệ tinh có độ phân giải không gian cao hơn như Sentinel-1,2, PlanetScope, ... cũng như bổ sung thêm các ảnh chỉ số nhằm cải thiện độ chính xác của phân loại.

- Sử dụng ảnh UAV (máy bay không người lái) để thu thập dữ liệu chi tiết ở các khu vực cụ thể như là tập dữ liệu mẫu phân loại, đặc biệt là các khu vực khó phân biệt và khó tiếp cận.

- Các thuật toán phân loại khác cũng cần được quan tâm thử nghiệm để so sánh, tìm ra biện pháp phân loại tối ưu nhằm nâng cao độ chính xác phân loại.

- Tăng thêm các biến TN – KT – XH trong xây dựng mô hình SEM như khoảng cách đến sông suối, loại đất, thu nhập bình quân đầu người, tỷ lệ nghèo/dân tộc thiểu số, di cư và nhập cư, mức độ tiếp cận hạ tầng, mức độ chi trả PFES và số hộ tham gia, ...nhằm bao quát các biến liên quan ảnh hưởng đến FCC.

- Phân tích với thời gian dài hơn để phát hiện các vấn đề một cách có quy luật và tổng quan hơn.

- Sử dụng thêm các chỉ số khác như Cronbach's Alpha để kiểm tra tác động của các nhân tố.

- Đề xuất hướng nghiên cứu tiếp theo dự báo LULCC dựa trên các kịch bản biến đổi khác nhau.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ CÓ LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN ÁN

A. Tạp chí

1. Nguyen Thi Thanh Huong, Nguyen The Hien, Phan Thi Hang, **Cao Thi Hoai** and Ho Dinh Bao (2024). “Classification of forest cover of Ta Dung National Park, Vietnam using optical satellite images”, IOP Publishing, Earth and Environmental Science. The Electrochemical Society, ISSN 1755-1315, Volume 1391, 012018. DOI 10.1088/1755-1315/1391/1/012018. Scopus.
2. **Cao Thi Hoài** và Nguyễn Thị Thanh Hương. 2024. Phân tích thay đổi lớp phủ huyện Đắk Glong - tỉnh Đắk Nông giai đoạn 2011-2023 dựa vào ảnh vệ tinh đa thời gian. Tạp chí Khoa học Lâm nghiệp. Viện Khoa học Lâm nghiệp Việt Nam. Số 1-2024. Pg. 33-45.
3. **Cao Thi Hoài** và Nguyễn Thị Thanh Hương. 2024. Phân tích ứng dụng GIS và viễn thám trong thay đổi thảm phủ rừng dưới tác động của các nhân tố tự nhiên, kinh tế và xã hội. 2024. Viện Khoa học Lâm nghiệp Việt Nam. Số 3-2024. Pg. 128-139.
4. **Cao Thi Hoai**, Nguyen Thi Thanh Huong, Nguyen Thi Hong Diep. 2024. Application of Sentinel-2A/B and Landsat 9 Imagery in Vegetation Cover Assessment: A Case Study in Dak Glong and Krong No Districts, Dak Nong Province. IOP conferen series Earth and Environmental science 1501 (2025) 012010. Doi: 10.1088/1755-1315/1501/1/012010.
5. **Cao Thi Hoài**, Nguyễn Thị Thanh Hương. 2025. So sánh độ chính xác phân loại thảm phủ bằng thuật toán Random forest sử dụng chỉ số NDVI và tổ hợp chỉ số NDVI, DEM, NDWI, NDSI tại huyện Đắk Glong và huyện Krông Nô – tỉnh Đắk Nông. Tạp chí Lâm nghiệp Việt Nam, số 3/2025. <https://doi.org/10.70169/VJFS.1060>.

B. Kỷ yếu Hội thảo quốc tế

1. **Cao Thi Hoai**. 2024. Developing Forest management and protection solutions linked to socio-economic development in various forest ownership units in Dak Nong province. Finance publishing house. ISBN: 978-604-79-4446-0. Pg. 1813-1826.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Tiếng Việt

1. Trần Quang Bảo, Nguyễn Đức Lợi, Lê Nguyên Khang (2017), “Ứng dụng GIS và viễn thám trong phân tích thực trạng và đánh giá diễn biến tài nguyên rừng tại huyện Vĩnh Cửu, tỉnh Đồng Nai”. *Tạp chí Khoa học và công nghệ Lâm nghiệp*, số 6, 2017.
2. Chi cục Phát triển nông nghiệp tỉnh Đắk Nông (2024), Báo cáo số 580/BC-PTNT ngày 16 tháng 4 năm 2024 về tình hình phát triển nông nghiệp.
3. Thị Mai Dương, N., Nguyễn Khang, L., Công Trường, L., Văn Kiên, P., & Văn Hào, N. (2016). “Phân tích nguyên nhân mất rừng, suy thoái rừng làm cơ sở đề xuất giải pháp quản lý bảo vệ rừng tỉnh Đắk Nông”. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (6), 039–048
4. Nguyễn Thế Hiền, Cao Thị Hoài, Ngô Thế Sơn, Nguyễn Đức Định, Hồ Đình Bảo, Phan Thị Hằng, Nguyễn Thị Thanh Hương (2025), “Phân tích biến động các chỉ số viễn thám phản ánh khô hạn tỉnh Đắk Lắk giai đoạn 2010 – 2022”. *Tạp chí Viện Khoa học Lâm nghiệp Việt Nam*. Số 01/2025. Doi: <https://doi.org/10.70169/VJFS.1016>
5. Nguyễn Thị Thanh Hương và nhóm nghiên cứu (2022), “Phát triển RTN gắn với phát triển kinh tế - xã hội, ổn định dân cư giai đoạn 2022-2025 định hướng đến năm 2030”.
6. Phạm Thị Luận, Phạm Văn Hường và Nguyễn Thị Hậu (2022), “Ảnh hưởng của các yếu tố đến nhận thức về tài nguyên rừng, bảo vệ rừng của học sinh tại huyện Trảng Bom, Tỉnh Đồng Nai”. *Tạp chí Khoa học và công nghệ Lâm nghiệp* số 4. Pg. 133 – 143.
7. Cao Thị Hoài và Nguyễn Thị Thanh Hương (2024), “Phân tích sự thay đổi lớp phủ ở huyện Đắk Glong - tỉnh Đắk Nông giai đoạn 2011-2023 dựa vào ảnh vệ tinh đa thời gian”. *Tạp chí Khoa học Lâm nghiệp*, số 01, 2024.
8. Trịnh Lê Hùng & Mai Đình Sinh (2019), “Nâng cao độ chính xác phân loại lớp phủ/sử dụng đất bằng kỹ thuật mờ và chỉ số ebbi từ các dữ liệu vệ tinh Sentinel 2 và Landsat 8”, *Tạp chí Khoa học và kỹ thuật*, vol 2 No. 01, DOI: <https://doi.org/10.56651/lqdtu.jst.v2.n01.323.sce>
9. Nguyễn Thị Thanh Hương (2021), PEER do USAID tài trợ (mã số AID-OAA-11-00012) với tên gọi “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)” do PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương làm chủ nhiệm.
10. Nguyễn Thị Thanh Hương (2022), “Phương pháp ứng dụng viễn thám và GIS trong lâm nghiệp”, NXB Đại học Huế.
11. Nguyễn Thị Thanh Hương và nhóm nghiên cứu (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. *Đề tài Khoa học và Công nghệ cấp tỉnh năm 2023-2025*.

12. Nguyễn Thị Thanh Hương, Nguyễn Đức Định, Phan Thị Hằng, Cao Thị Hoài, Nguyễn Thế Hiển, Đặng Ngọc Trí, Ngô Thế Sơn, Đoàn Minh Trung, Châu Thị Như Quỳnh, Hồ Đình Bảo và Ngô Thị Thùy Phương (2018), “Báo cáo thay đổi sử dụng đất tại tỉnh Đắk Nông, giai đoạn 2005 – 2017”, Tài liệu Hội thảo tập huấn tại tỉnh Đắk Nông”. Đại học Tây Nguyên và Sở NN & PTNT Đắk Nông.
13. Nguyễn Thị Thanh Hương, Châu Thị Như Quỳnh, Nguyễn Đức Định, Phan Thị Hằng, Cao Thị Hoài, Nguyễn Thế Hiển, Đặng Ngọc Trí, Ngô Thế Sơn, Đoàn Minh Trung, Hồ Đình Bảo, Ngô Thị Thùy Phương, Nguyễn Công Tài Anh, Võ Hùng, Hoàng Trọng Khánh (2018). “Thử nghiệm định lượng đa dạng loài thực vật thân gỗ tại tỉnh Đắk Nông dựa vào ảnh vệ tinh”. *Tạp chí khoa học Tự nhiên và Công nghệ, Tập 15, Số 11b (2018): 54-62. ISSN: 1859-3100*
14. Nguyễn Thị Thanh Hương & Đoàn Minh Trung (2018). “Áp dụng thuật toán phân loại Random Forest để xây dựng bản đồ sử dụng đất/thảm phủ tỉnh Đắk Lắk dựa vào ảnh vệ tinh Landsat 8 OLI”. *Tạp chí Nông nghiệp & Phát triển nông thôn. 13/2018: 122-129.*
15. Nguyễn Thị Thanh Hương & Ngô Thị Thùy Phương (2019). “Phân tích thay đổi thảm phủ dựa vào ảnh vệ tinh đa thời gian và chuỗi Markov tại tỉnh Đắk Nông”. *Tạp chí Khoa học Lâm nghiệp, số 2, tr. 101-112.*
16. Lê Lan Lam và Vũ Kim Chi (2017), “Ứng dụng chỉ số Đất-Nước-Thực vật nâng cao độ chính xác kết quả phân loại ảnh phục vụ công tác phân tích biến động rừng ngập mặn, khu vực thử nghiệm cửa sông Ba Lạt”. *Tạp chí nghiên cứu ứng dụng, số 34.*
17. Sở NN & PTNT Đắk Nông (2021), đề án “Ứng dụng Viễn thám và GIS để phân tích tình hình sử dụng đất nông lâm nghiệp trên địa bàn tỉnh Đắk Nông” của Sở Nông nghiệp và Phát triển nông thôn tỉnh Đắk Nông, Trường Đại học Tây Nguyên làm đơn vị tư vấn và PGS.TS. Nguyễn Thị Thanh Hương làm chủ nhiệm.
18. Phạm Bảo Sơn (2021): “Công nghệ Viễn Thám trong Quản Lý Thảm Phủ Đất và Giám Sát Môi Trường”. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Việt Nam.*
19. Phạm Phương Thảo và Trần Nam Thắng. (2022). “Kết hợp số liệu thay đổi mục đích sử dụng rừng và theo dõi diễn biến rừng tại huyện Nam Đông: Phương pháp và ứng dụng”. *Journal of Forestry Research.*
20. Nguyễn Văn Thị, Trần Thị Mai Anh, Nguyễn Thị Hà, Phùng Văn Khoa, Vũ Tiến Thịnh (2016). “Ứng dụng GIS và viễn thám trong quản lý chi trả dịch vụ môi trường rừng tại lưu vực thủy điện Hương Sơn, Hà Tĩnh”. *Tạp chí Khoa học và công nghệ Lâm nghiệp, số 6, 2016.*
21. Lê Quang Toàn (2021). *Nghiên cứu ứng dụng công nghệ viễn thám và GIS trong đánh giá tổng hợp tài nguyên thiên nhiên và môi trường, phát triển kinh tế xã hội và du lịch tỉnh Đắk Nông.* Đề tài cấp Bộ, Bộ Khoa học và Công nghệ

22. UBND tỉnh Đắk Nông (2017a), “Quyết định số 387/QĐ-UBND ngày 06 tháng 3 năm 2017 về việc giao kế hoạch trồng rừng thay thế và hỗ trợ trồng rừng tập trung theo Quyết định 38/2016/QĐ-TTg của Thủ tướng Chính phủ”. Đắk Nông, Việt Nam.
23. UBND tỉnh Đắk Nông (2017b), “Quyết định số 920/QĐ-UBND ngày 01 tháng 6 năm 2017 về việc phân khai diện tích trồng rừng thay thế cho các chủ rừng liên quan đến dự án chuyển đổi mục đích sử dụng rừng”. Đắk Nông, Việt Nam.
24. Ủy ban nhân dân tỉnh Đắk Nông (2021). “Quyết định số 259/QĐ-UBND ngày 19 tháng 2 năm 2021 về việc ban hành Kế hoạch thực hiện Quyết định số 523/QĐ-TTg ngày 01/4/2021 của Thủ tướng Chính phủ về phê duyệt “Chiến lược phát triển lâm nghiệp Việt Nam giai đoạn 2021–2030, tầm nhìn đến năm 2050” trên địa bàn tỉnh Đắk Nông. Đắk Nông, Việt Nam.
25. UBND tỉnh Đắk Nông, các quyết định phê duyệt hiện trạng rừng: QĐ1706 – năm 2010; QĐ 497 – 2011; QĐ511- 2012; QĐ67- 2014; QĐ1111- 2015; QĐ963 – 2016; QĐ102 -2017; QĐ74 – 2018; QĐ570 – 2019; QĐ452 – 2020; QĐ634 – 2021.
26. Vietnamplus.vn. <https://www.vietnamplus.vn/dak-nong-no-luc-phat-trien-rung-dam-bao-do-che-phu-40-vao-nam-2025>
https://vpubnd.daknong.gov.vn/web/guest/tin-tuc-trang-chu/thong-tin-dieu-hanh-cua-ubnd-tinh/-/view_content/69189640-nam-2019-dak-nong-trong-hon-1-200-ha-rung-dat-vuot-ke-hoach.html

Tiếng anh

27. Abramowitz, J., Cherrington, E., Griffin, R., Muench, R., & Mensah, F. (2023). Differentiating oil palm plantations from natural forest to improve land cover mapping in Ghana. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 30, 100968. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.100968>
28. Ahmadzai M. R., Zaki P. H., Ismail M. H., Bawon P., & Karam D. S. (2023). “The Societal and Economic Impact of Reforestation Strategies and Policies in Southeast Asia—A Review”. *Forests*, 14(1), 1. <https://doi.org/10.3390/f14010001>
29. Ahmed, S., Lemessa, D. (2024). “Patterns and drivers of the above- and below-ground carbon stock in Afromontane forest of southern Ethiopia: implications for climate change mitigation”. *Trop Ecol* 65, 508–516 (2024). <https://doi.org/10.1007/s42965-024-00334-z>
30. Ahmed H. S, Kalakech A., Steiti A. (2024). “Random Forest Algorithm Overview”, *Babylonian Journal of Machine Learning*. Vol.2024, pp. 69–79
31. Aleissae, A. A., Kumar, A., Anwer, R. M., Khan, S., Cholakkal, H., Xia, G.-S., & Khan, F. S. (2022). “Transformers in remote sensing: A survey”. *Remote Sens.* 2023, 15(7), 1860; <https://doi.org/10.3390/rs15071860>
32. Almalki, R., Khaki, M., Saco, P.M., Rodriguez, J.F., (2022), "Monitoring and Mapping Vegetation Cover Changes in Arid and Semi-Arid Areas Using Remote Sensing Technology: A Review." *Remote Sens.* 2022, 14(20), 5143

33. Asadi, A.; Barati, A.A.; Kalantari, K. (2014), "Analyzing and modeling the impacts of agricultural land conversion". *Bus. Manag. Rev.* 2014, 4, 176–184.
34. Arfa, N., & Minaei, M. (2024), "Utilizing multitemporal indices and spectral bands of Sentinel-2 to enhance land use and land cover classification with Random Forest and Support Vector Machine". *Advances in Space Research*, 74, 5580–5590. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.08.062>
35. Baehr, A., BenYishay, A., Parks, A., (2021), "Linking Local Infrastructure Development and Deforestation: Evidence from Satellite and Administrative Data." *Journal of the Association of environmental and resource economists*, Vol 8, number 2.
36. Baumgartner, H., & Homburg, C. (1996), "Applications of Structural Equation Modeling in Marketing and Consumer Research: A Review". *International Journal of Research in Marketing*, 13(2), 139-161. [https://doi.org/10.1016/0167-8116\(95\)00038-0](https://doi.org/10.1016/0167-8116(95)00038-0)
37. Bebbington, A.J., Bebbington, D.H., Sauls, L.A., Rogan, J., Agrawal, S., Gamboa, C., Imhof, A., Johnson, K., Rosa, H., Royo, A., Toumbourou, T., Verdum, R., (2018), "Resource extraction and infrastructure threaten forest cover and community rights." *Crossref*, December 3, 2018, 115 (52) 13164-13173 <https://doi.org/10.1073/pnas.1812505115>
38. Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016), "Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24–31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
39. Beuchle, R., Grecchi, R. C., Shimabukuro, Y. E., Seliger, R., Eva, H. D., Sano, E. E., & Achard, F. (2015), "Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach". *Applied Geography*, 58, 116–127. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.01.017>
40. Bolla B., Manninger M., Molnar B. H., Szolgay J., Gribovszki J., Kalicz P., Szabo A., (2024), "Evaluation of the Compound Effects of the 2022 Drought and Heatwave on Selected Forest Monitoring Sites in Hungary in Relation to Its Multi-Year Drought Legacy". *Forests* 2024, 15(6), 941; <https://doi.org/10.3390/f15060941>
41. Borda-Niño, M., Meli, P., Brancalion, P.H.S., (2019), "Drivers of tropical forest cover increase: A systematic review." *Land degradation & Development*, volume 31, issue 11, <https://doi.org/10.1002/ldr.3534>
42. Buma, W. G., Lee, S.-I., & Seo, J. Y. (2018), "Recent surface water extent of Lake Chad from multispectral sensors and GRACE". *Sensors*, 18(7), 2082. <https://doi.org/10.3390/s18072082>
43. Bui B. T., & Vu T. P. (2023), "Using Landsat satellite imagery for assessment and monitoring of long-term forest cover changes in Dak Nong province, Vietnam". *Geographica Pannonica*, 27(1), 69–82. <https://doi.org/10.5937/gp27-41813>

44. Breiman L., (2001), “Random Forests”. *Machine Learning Journal Paper*, vol. 45, (no.1), p. 5-32. Oct. 2001. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
45. Bremer, L.L. and Farley, K.A. (2010). Does Plantation Forestry Restore Biodiversity or Create Green Deserts? A Synthesis of the Effects of Land-Use Transitions on Plant Species Richness. *Biodiversity and Conservation*, 19, 3893-3915. <https://doi.org/10.1007/s10531-010-9936-4>
46. Cai, S., Yue, L., Yin, C., & Qiu, Z. (2022), “Accuracy evaluation of multi-source DEM data based on the analysis of vegetation-induced penetration rate in the forest area”. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(11), 2268–2281. <https://doi.org/10.11834/jrs.20210221>
47. Campbell, J. B., & Wynne, R. H. (2011), “*Introduction to Remote Sensing*” (5th ed.). Guilford Press.
48. Can T.N., Childthaisong A., Diem P.K., (2021), “A Modified Bare Soil Index to Identify Bare Land Features during Agricultural Fallow-Period in Southeast Asia Using Landsat 8”. *Land* 2021, 10(3), 231; <https://doi.org/10.3390/land10030231>
49. Chen, M., Dong, W., Yu, H., Woodhouse, I., Ryan, C. M., Liu, H., Georgiou, S., & Mitchard, E. T. A. (2023), “Multimodal deep learning for mapping forest dominant height by fusing GEDI with earth observation data. License”. *CC BY-NC-ND 4.0*
50. Chen J., Wang Y., Wang J., Zhang Y.X., Yang O., Zhang R., Wang J., Wang Z., Lu F., Hu Z., (2024), “The Performance of Landsat-8 and Landsat-9 Data for Water Body Extraction Based on Various Water Indices: A Comparative Analysis”. *Remote Sens.* 2024, 16(11), 1984; <https://doi.org/10.3390/rs16111984>
51. Chen, J., Zhu, X., Vogelmann, J. E., Gao, F., & Jin, S. (2011), “A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images”. *Remote sensing of Environment*, 115(4), 1053-1064. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.010>
52. Cochran, W.G. (1977). “*Sampling Techniques (3rd Edition)*”. John Wiley & Sons.
53. Cohen, J. (1988/2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Routledge. DOI: 10.4324/9780203771587.
54. Colven, E.; Thomson, M. (2018), “Bridging the divide between human and physical geography: Potential avenues for collaborative research on climate modeling”. *Geography Compass* 13(4). DOI:10.1111/gec3.12418
55. Congalton, R.G., & Green, K., (1999), “*Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices*”. Lewis Publishers. Boca Raton FL.
56. 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. <https://doi.org/10.1126/science.aau3445>
57. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017), “Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone”.

- Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
58. Dang, T. K. P. (2022), “The Discourse of forest cover in Vietnam and Its Policy Implications”. *Sustainability*, 14(17), 10976.
<https://doi.org/10.3390/su141710976>
 59. Debebe, Y., Getahun, K., Eshetu, Z., & Belay, B. (2023), “Analysis of forest cover change and its drivers in biodiversity hotspot areas of the Semien Mountains National Park”, *Northwest Ethiopia. Sustainability*, 15(4), 3001.
<https://doi.org/10.3390/su15043001>
 60. 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), 1363. <https://doi.org/10.3390/rs10091363>
 61. Gitz, V., Meybeck, A., Pinizzotto, S., et al. (2022), “Sustainable development of rubber plantations: challenges and opportunities”. Presented at XV World Forestry Congress, 2–6 May 2022, Rome, Italy.
[link:https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/cc1407en](https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/cc1407en)
 62. Epskamp, S. (2015), “semPlot: Unified Visualizations of Structural Equation Models. Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, 22(3), 474–483. <https://doi.org/10.1080/10705511.2014.937847>
 63. Fassnacht, F.E., White, J.C., Wulder, M.A., Næsset, E., (2024), "Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions," *Forestry: An International Journal of Forest Research*, Volume 97, Issue 1, January 2024, Pages 11–37, <https://doi.org/10.1093/forestry/cpad024>
 64. FAO (2020), "Global Forest Resources Assessment 2020: Main report." *Rome, Italy, ISBN 978-92-5-132581-0*
 65. Foley J. A., Defries R, Asner G.P., Barford C.C., Bonan G., Carpenter S.R., Chapin F.S., Coe M., Daily G.C., Gibbs H.K., Helkowski J.H., Holloway T., Howard E.A., Kucharik C.J., Monfreda, C., Patz J.A., Prentice C., Ramankutty N., Snyder P.K., (2005), “Global consequences of land use”. *Science*, 309(5734), 570-574. DOI:10.1126/science.1111772.
 66. Gao B., (1996) “NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space”, *Remote Sensing of Environment*, vol 58, (3), pg. 257–266. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)
 67. Gebrehiwot, S. G., Tadesse, T., & Melesse, A. M. (2021), “Spatiotemporal hot spot analysis of deforestation using MODIS data in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia”. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100493.
<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100493>

68. Getis, A., & Ord, J.K. (1992), "The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics". *Geographical Analysis*, 24(3), 189-206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
69. Ghasemnejad A., Khoshbakht K., Mahmoudi H., & Sayahnia R. (2024), "Assessing the trends and drivers of agricultural land use change in the Ramsar County, northern Iran". *Environmental and Sustainability Indicators*, Volume 22, Article 100410. DOI: 10.1016/j.indic.2024.100410
70. Goetz, S.J., Hansen, M., Houghton, R.A., Walker, W., Laporte, N., Busch, J., (2015). "Measurement and monitoring needs, capabilities and potential for addressing reduced emissions from deforestation and forest degradation under REDD+." *IOP Publishing*, 10(12), DOI:10.1088/1748-9326/10/12/123001.
71. Hagen, A. (2003), "Fuzzy set approach to assessing similarity of categorical maps". *Journal of Geographical-Information-Science*, 17(3):235-249. DOI:10.1080/13658810210157822
72. Hair Jr., J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., & Black, W. C. (1998), "*Multivariate Data Analysis (5th ed.)*". Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
73. 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.
74. Hamad, R., Balzter, H., & Kolo, K. (2018), "Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA–Markov Model under Two Different Scenarios". *Sustainability*, 10(10), 3421. <https://doi.org/10.3390/su10103421>
75. 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.
76. Hasan S., Shi W., Zhu X., & Abbas, S. (2019), "Monitoring of land use/land cover and socioeconomic changes in South China over the last three decades using Landsat and nighttime light data". *Remote Sensing*, 11(14), 1658. <https://doi.org/10.3390/rs11141658>
77. Hau Nguyen-Quoc , Dinh Tran-The , Ha Hoang Thi-Viet, Phu Phan-Van (2025), "Monitoring forest changes in lowland hilly terrain of the central highlands of Vietnam using landsat satellite imagery: A case study in Dak Nong province". *Ecological Engineering & Environmental Technology*, 2025, 26(4), 290–299 <https://doi.org/10.12912/27197050/201330>.

78. Helming, K., Diehl, K., Kuhlman, T., Jansson, T., Verburg, P.H., Bakker, M., Perez-Soba, M., Jones, L., Verkerk, P.J., Tabbush, P., Morris, J.B., Drillet, Z., Farrington, J., LeMouél, P., Zagame, P., Stuczynski, T., Siebielec, G., Wiggering, H., (2011), "Ex ante impact assessment of policies affecting land use, Part B: application of the analytical framework." *Ecology and Society* 16(1): 29. [online] URL: <http://www.ecologyandsociety.org/vol16/iss1/art29/>
79. 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.005>
80. Hu, L., & Bentler, P. M. (1999), "Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. Structural Equation Modeling", *A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
81. Hua, F., Wang, X., Zheng, X., Fisher, B., Wang, L., Zhu, J., Tang, Y., Yu, D. W., & Wilcove, D. S. (2016). Opportunities for biodiversity gains under the world's largest reforestation programme. *Nature Communications*, 7, 12717. <https://doi.org/10.1038/ncomms12717>
82. Huong N.T.T (2011). Thesis Ph.D.: Classification of normal and natural wide-wide forests based on multi-data for forest control in the central Highlands. Freiburg im Breisgau, Germany.
83. Nguyen Thi Thanh Huong (2011), "Forestry Remote Sensing: Using Multi-Data Sources for Inventory of Natural Broadleaved Evergreen Forests in the Central Highlands of Vietnam". Lambert Academic Publishing, Germany. 152 pages. ISBN: 978-3-8454-3589-3.
84. Nguyen Thi Thanh Huong and Ngo Thi Thuy Phuong (2018). "Land use/land cover change prediction in Daknong Province based on remote sensing and Markov Chain Model and Cellular Automata". *Journal of Vietnamese Environment*. Volume 9, number 1-5. Technische Universitat Dresden. <http://dx.doi.org/10.1314/jve>. ISSN: 2193-6471.
85. Nguyen, H. T. T., Doan, T. M., and Radeloff, V. (2018), "Applying random forest classification to map land use/land cover using Landsat 8 OLI", *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XLII-3/W4, 363-367, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W4-363-2018>, 2018.
86. Huong N.T.T., C.T.N. Quynh, P.T. Anh, P.T. Hang, T.T.X. Phan, C.T. Hoai, L.Q. Toan, N.T.H. Diep (2020), "Land use/land cover changes using multi-temporal satellite." *ISPRS TC IV Gi4DM 2020-13th GeoInformation for Disaster Management conference. Volume VI-3/W1-2020*. Doi 10.5194/isprs-annals-VI-3-W1-2020-83-2020.

87. Huong N.T.T., C.T.N. Quynh, P.T. Anh, P.T. Hang, T.T.X. Phan and T M T Pham (2021), "Mapping Land use/land cover using a combination of Radar Sentinel -1A and Sentinel-2A optical images." *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Volume 652, issue 1, <https://doi.org/10.1088/1755-1315/652/1/012021>.
88. Houet T. and Hubert-Moy L., (2006), "Modelling and projecting land-use and land-cover changes with Cellular Automation considering landscape trajectories: An improvement for simulation of plausible future states". *EARSel Proceedings, European Association of Remote Sensing Laboratories*, 5(1): 63-76.
89. Irons, J. R., Dwyer, J. L., & Barsi, J. A. (2012), "The next Landsat satellite: The Landsat Data Continuity Mission". *Remote Sensing of Environment*, 122, 11–21. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.026>
90. Japan Aerospace Exploration Agency (JAXA) (2021), "High-Resolution Land-Use and Land-Cover Map Products: Annual LULC Maps across Mainland Vietnam from 1990 to 2020". *ALOS@EORC*.
91. Jang, M.; Kim, T. (2012), "An Analysis of Causal Relationship between the Density of Land Use Types, and Land Value Using PLS-Structural Equation Model: A Case of 25 Gu-Districts in Seoul". *Korean Urban Manag. Assoc.* 25, 65–87. (In Korean)
92. Jensen, J.R. (1995), "Introductory Digital Image Processing". A remote sensing perspective, Prentice Hall, New Jersey.
93. Karlström, A., Ceccato, V. (2002), "A new information theoretical measure of global and local spatial association". *The Review of Regional Research*, 22: 13-40.
94. Key, C. H., & Benson, N. C. (2006), "Landscape Assessment: Ground measure of severity, the Composite Burn Index; and Remote sensing of severity, the Normalized Burn Ratio". U.S. Department of Agriculture Forest Service, General Technical Report RMRS-GTR-164-CD: LA-1–55.
95. Kissinger, G. (2020), "Policy responses to direct and underlying drivers of deforestation: Examining rubber and coffee in the central highlands of Vietnam". *Forests*, 11(7), 733. <https://doi.org/10.3390/f11070733>
96. Kline, R.B. (2015), "Principles and Practice of Structural Equation Modeling". Guilford publications. ISBN 9781462551910
97. Kou, W., Xiao, X., Dong, J., Gan, S., Zhai, D., Zhang, G., Qin, Y., & Li, L. (2015). Mapping Deciduous Rubber Plantation Areas and Stand Ages with PALSAR and Landsat Images. *Remote Sensing*, 7(1), 1048–1073. <https://doi.org/10.3390/rs70101048>
98. Krawczyk, W. & Wężyk, P. (2023), "Using Satellite Imagery and Aerial Orthophotos for the Multi-Decade Monitoring of Subalpine Norway Spruce Stands Changes in Gorce National Park, Poland." *Remote Sens.* 2023, 15(4), 951; <https://doi.org/10.3390/rs15040951>

99. Kumar, D., (2011), "Monitoring Forest Cover Changes Using Remote Sensing and GIS: A Global Prospective." *Research Journal of Environmental Sciences*, 5: 105-123. <https://doi.org/10.3923/rjes.2011.105.123>.
100. Lako K. and Becker S.J., (2025), "Land Cover Change in Cambodia, Laos, Myanmar, Thailand, and Vietnam and the Effects of Varied Spatial Scales and Land Cover Classes". <http://dx.doi.org/10.1201/9781003396253-11>
101. Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977), The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
102. Laze, K. (2022), "Preliminary findings on remote sensing of forest cover change, forest and tree health in Southeastern Europe." *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, and Spatial Information Sciences*. Vol. XLIII-B4-2022
103. Lee, J. (2015), Satisfaction Factors Analysis of Freight Drivers Using Structural Equation Model. Master's Thesis, Hanyang University, Seoul, Korea.
104. Lee, H.; Lim, J. (2011), "Structural Equation Modeling with AMOS 18.0/19.0; Jyphyunjae: Seoul, Korea"; pp. 157–231. (In Korean)
105. Lee, S.H., Han, K.J., Lee, K., Lee, K.J., Oh, K.Y., Lee, M.J., (2020), "Classification of Landscape Affected by Deforestation Using High-Resolution Remote Sensing Data and Deep-Learning Techniques." *Remote Sens.* 2020, 12(20), 3372; <https://doi.org/10.3390/rs12203372>
106. Li, H., Calder, C.A., Cressie, N. (2007), Beyond Moran's I: Testing for spatial dependence based on the SAR model. *Geographical Analysis*, 39(4: 357-375).
107. Li, W., MacBean, N., Ciais, P., Defourny, P., Lamarch, C., Houghton, R.A., Peng, S., (2018), "Gross and Net Land Cover Changes in the Main Plant Functional Types Derived from the Annual ESA CCI Land Cover Maps (1992–2015)." *Earth System Science Data*, vol. 10, no. 1, Jan. 2018, pp. 219–234, doi:10.5194/essd-10-219-2018.
108. Li, W., Sun, K., & Wei, J. (2025), "Adapting cross-sensor high-resolution remote sensing imagery for land use classification". *Remote Sens.* 2025, 17(5), 927. <https://doi.org/10.3390/rs17050927>
109. Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2014), "Remote Sensing and Image Interpretation". *Journal of Geographic Information System*, Vol.6 No.6, December 15, 2014.
110. Lin, J., Huang, L., Zheng, Y., Li, Y., Zhang, J., & Wang, L.(2024), "Integrating ecosystem services, stakeholders' perspective, and land-use scenarios to safeguard sustainability of the Mulberry-Dyke and Fish-Pond System". *Landsc Ecol* 39, 127 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10980-024-01886-0>
111. Ling, Z.; Shi, Z.; Gu, S.; Wang, T.; Zhu, W.; Feng, G., (2022), "Impact of Climate Change and Rubber (*Hevea brasiliensis*) Plantation Expansion on Reference Evapotranspiration in Xishuangbanna, Southwest China". *Front. Plant Sci.*, 03 March

- 2022 Sec. Sustainable and Intelligent Phytoprotection, Volume 13, <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.830519>
112. 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. <https://doi.org/10.3390/land14040828>
 113. Le, T. D. H., Pham, L. H., Dinh, Q. T., Hang, N. T. T., & Tran, T. A. T. (2022), “Rapid method for yearly LULC classification using Random Forest and incorporating time-series NDVI and topography: a case study of Thanh Hoa province, Vietnam”. *Geocarto International*, 37(27), 17200–17215. <https://doi.org/10.1080/10106049.2022.2123959>
 114. López-Marrero, T.; González-Toro, A.; Heartsill-Scalley, T.; Hermansen-Báez, L.A. 2011. Multi-Criteria Evaluation and Geographic Information Systems for Land-Use Planning and Decision Making. [Guide]. Gainesville, FL: USDA Forest Service, Southern Research Station. 8 p.
 115. Loures, L.C., (2019), Introductory Chapter: Land-Use Planning and Land-Use Change as Catalysts of Sustainable Development. In book: *Land Use - Assessing the Past, Envisioning the Future* [Working Title]. DOI:10.5772/intechopen.84520
 116. Malaeb, Z.A., Summers, J.K. & Pugesek, B.H. (2000), “Using structural equation modeling to investigate relationships among ecological variables”. *Environmental and Ecological Statistics* 7, 93–111 (2000). <https://doi.org/10.1023/A:1009662930292>
 117. Mashala, M.J.; Dube, T.; Mudereri, B.T.; Ayis, K.K.i; Ramudzuli, M.R. (2023), “A Systematic Review on Advancements in Remote Sensing for Assessing and Monitoring Land Use and Land Cover Changes Impacts on Surface Water Resources in Semi-Arid Tropical Environments”. *Remote Sens.* 2023, 15(16), 3926; <https://doi.org/10.3390/rs15163926>
 118. Maxwell, A.E., Warner, T.A., Guillén, L.A., (2021), "Accuracy Assessment in Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Remote Sensing Studies—Part 1: Literature Review." *Remote Sens.* 2021, 13(13), 2450; <https://doi.org/10.3390/rs13132450>
 119. Ma X.; Zhang S.; Guo L.; Yang J. (2023), “The Influence of Traditional Ethnic Villages on Forest Structure Based on PLS-SEM”. *A Case Study of Miao Inhabited Area Forests* 2023, 14(10), 2011; <https://doi.org/10.3390/f14102011>
 120. McFEETERS, S. K. (1996), “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. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
 121. Müller D. & Zeller M. (2003), “From agricultural expansion to intensification – Rural development and determinants of land-use change in the Central Highlands of Vietnam”. *Agricultural Economics*, 27(3), 333–354.

122. Meyfroidt, P., Rudel, T. K., & Lambin, E. F. (2013), "Forest transitions, trade, and the global displacement of land use." *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107 (49) 20917-20922 <https://doi.org/10.1073/pnas.1014773107>
123. Miettinen, J., Shi, C., & Liew, S. C. (2017), "Land cover distribution in the peatlands of Peninsular Malaysia, Sumatra and Borneo in 2015 with changes since 1990". *Global Ecology and Conservation*, 6, 67–78. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.02.004>
124. Ministry of Agriculture and Rural Development (MARD) (2022), National Forestry Report 2022. Ministry of Agriculture and Rural Development, Vietnam (<https://www.mard.gov.vn/>)
125. Mishra, N. & Das, A. (2023), "LULC Dynamics by CA-ANN and CA-Markov Model Approaches: A Case Study of Ranipet Town, India". *Nature environment and pollution technology*, 22(3):1251-1265. DOI:10.46488/NEPT.2023.v22i03.013
126. Mulkal, M., Rizkya, P., Aflah, N., & Muchlis. (2024), "Exploring the role of spectral indices on improving land cover classification accuracy based on Sentinel-2 satellite imagery in Banda Aceh City, Indonesia". *Indonesian Journal of Environmental Sustainability*, 2(2), 96–107. <https://doi.org/10.22373/ijes.v2i2.5957>
127. 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, 5295–5315. <https://doi.org/10.5194/hess-28-5295-2024>
128. Na, H.S., Park, J., (2015), "Analysis of Land Cover Classification and Pattern Using Remote Sensing and Spatial Statistical Method." *J Korean Assoc Geogr Inf Stud NA*, Hyun-Sup, Vol 18, Issue 4, pp. 100–118, 2015. Doi: <https://doi.org/10.11108/kagis.2015.18.4.100>
129. Nguyen, H. T. T., Doan, T. M., Tomppo, E., & McRoberts, R. E. (2020), "Land Use/Land Cover Mapping Using Multitemporal Sentinel-2 Imagery and Four Classification Methods—A Case Study from Đắk Nông, Vietnam". *Remote Sens.* 2020, 12(9), 1367; <https://doi.org/10.3390/rs12091367>
130. Ningthoujam, R., Tansey, K., Balzter, H., Morrison, K., Johnson, S.C.M., Gerard, F., George, C., Burbridge, G., Doody, S., Veck, N., Llewellyn, G.M., Blythe, T., (2016), "Mapping Forest Cover and Forest Cover Change with Airborne S-Band Radar." *Remote Sens.* 2016, 8(7), 577; <https://doi.org/10.3390/rs8070577>.
131. Nyirarwasa, A., Han, F., Yang, Z., Mperejekumana, P., Umwali, E. D., Nsengiyumva, J. N., & Habibulloev, S. (2024), "Evaluating the impact of environmental performance and socioeconomic and demographic factors on land use and land cover changes in Kibira National Park, Burundi". *Sustainability*, 16(2), 473. <https://doi.org/10.3390/su16020473>

132. Ord, J. K., & Getis, A. (1995), "Local spatial autocorrelation statistics: distributional issues and an application". *Geographical Analysis*, 27(4), 286–306. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>
133. Park, J. & Lee, J. (2018). "Spatial pattern and factor analyses for forest sustainable development goals within South Korea's Civilian Control Zone." *Sustainability* 10(10): 3500. <https://doi.org/10.3390/su10103500>.
134. Pettorelli, N., et al. (2014), "Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges". *Journal of Applied Ecology*. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12261>
135. Phan, T. N.; Kuch, V.; Lehnert, L. W. (2020), "Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition". *Remote Sensing*, 12(15), 2411. <https://doi.org/10.3390/rs12152411>
136. Philip G. (2018), "CClassifying drivers of global forest loss". *Science* 361, 1108–1111(2018). DOI:10.1126/science.aau3445
137. Pickard, B., Gray, J., & Meentemeyer, R. (2017). *Comparing Quantity, Allocation and Configuration Accuracy of Multiple Land Change Models*. **Land**, 6(3), 52. <https://doi.org/10.3390/land6030052>
138. Phompila, C., Lewis, M., Ostendorf, B., Clark Sandker e, K (2017), "Forest Cover Changes in Lao Tropical Forests: Physical and Socio-Economic Factors are the Most Important Drivers." *Land* 2017, 6(2), 23; <https://doi.org/10.3390/land6020023>
139. Pontius, R ., (2000). "Quantification error versus location error in comparison of categorical maps," *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, vol. 66, no. 8, pp. 1011–1016, 2000.
140. Pontius, R.G. & Malanson, J. (2005), « Comparison of the structure and accuracy of two land change models". *International Journal of Geographical Information Science*, 19(2), 243–265. DOI:10.1080/13658810410001713434
141. Precinoto, R. S., Prieto, P. V., Figueiredo, M. de S. L., & Lorini, M. L. (2022), "Edges as hotspots and drivers of forest cover change in a tropical landscape". *Perspectives in Ecology and Conservation*, Vol. 20, Issue 4, pp. 314–321. DOI: 10.1016/j.pecon.2022.07.001
142. Pirard, R., Dal Secco, L., & Warman, R. (2016), "Do timber plantations contribute to forest conservation?" *Environmental Science & Policy*, 57, 122–130. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2015.12.010>
143. Qiu S., Zhu Z., and He B., (2019), "Fmask 4.0: Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4–8 and Sentinel-2 imagery", *Remote Sensing of Environment*, vol 231, tr 111205, tháng 9 2019. DOI:10.1016/j.rse.2019.05.024
144. Rametsteiner, E.; Juvenal, T.L.; Boscolo, M.; (2022), "FAO State of the World's Forests 2022. Forest pathways for green recovery and building inclusive, resilient and

- sustainable economies”. Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://openknowledge.fao.org/handle/20.500.14283/cb9360en>
145. Rikimaru, A., Roy, P.S. and Miyatake, S. (2002), “Tropical Forest Cover Density Mapping”. International Society for Tropical Ecology, 43, 39-47.
 146. Rodriguez-Galiano, V., 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.
 147. Rouse J.W; Haas Jr., R. H., Schell J. A., and D. W. Deering, “Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS”, trong NASA Special Publication, vol 351, 1974, tr 309.
 148. Rosseel, Y. (2012), “lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling”. Journal of Statistical Software, 48(2), 1–36. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
 149. Roy, D.P; Wulder, M.A; Loveland, T.R.; Woodcock, C.E; Allen, R.G; Anderson, M.C.; Helder, D.; Irons, J.R.; Johnson, D.M.; Kennedy, R.; Scambos, T.A; Schaaf, C.B.; Schott, J.R.; Sheng, Y.; Vermote, E.F.; Belward, A.S.; Bindischaller, R.; Cohen, W.B.; Gao, F.; Hipple, J.D.; Zhu, Z. (2014), “Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research”. *Remote Sensing of Environment*, vol 145, Pages 154-172. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.001>
 150. Sánchez, B. N., Budtz-Jørgensen, E., Ryan, L. M., & Hu, H. (2005), “Structural Equation Models: A Review With Applications to Environmental Epidemiology”. Journal of the American Statistical Association, 100(472), 1443–1455. <https://doi.org/10.1198/016214505000001005>
 151. Sandker, M., Carrillo, O., Leng, C., Lee, D., Annuzio, R., Fox, J., (2021), "The Importance of High-Quality Data for Redd+ monitoring and reporting." *Forests* 2021, 12(1), 99; <https://doi.org/10.3390/f12010099>
 152. Sarstedt, M. (2019), “Revisiting Hair Et al.’s Multivariate Data Analysis: 40 Years Later”. The Great Facilitator. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-06031-2_15
 153. Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2016), “A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling (4th ed.)”. New York: Routledge. [ISBN: 9781138811935] <https://doi.org/10.4324/9781315757421>
 154. Singh M, Yan S (2021), “Spatial-temporal variations in deforestation hotspots in Sumatra and Kalimantan from 2001-2018”. *Ecol Evol.* 2021 May 2;11(12):7302-7314. doi: 10.1002/ece3.7562
 155. Spracklen, B., & Spracklen, D. V. (2021). Synergistic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 to map natural forest and *Acacia* plantation and stand ages in North-Central Vietnam. *Remote Sensing*, 13(2), 185. <https://doi.org/10.3390/rs13020185>.

156. Tandetzki, J., Schier, F., Kothle, M., Weimar, H., (2022), "An evidence and gap map of the environmental Kuznets curve and the forest transition hypothesis for estimating forest area development," *Environ. Res. Lett.* 17 123005, DOI 10.1088/1748-9326/aca781
157. Tarka, P. (2018), "An overview of structural equation modeling: Its beginnings, historical development, usefulness and controversies in the social sciences". *Quality & Quantity*, 52(1), 313–354. <https://doi.org/10.1007/s11135-017-0469-8>
158. Temesgen, H., Wu, W., Legesse, A., & Yirsaw, E. (2021), "Modeling and prediction of effects of land use change in an agroforestry dominated southeastern Rift-Valley escarpment of Ethiopia". *RS vol 21*. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100469>
159. Thao, N. T. T., Khoi, D. N., Xuan, T. T., & Tychon, B. (2019), "Assessment of livelihood vulnerability to drought: a case study in Dak Nong province, Vietnam". *International Journal of Disaster Risk Science*, 10(4), 604–615. <https://doi.org/10.1007/s13753-019-00230-4>
160. Tran, D. X., Tran, T. V., Pearson, D., Myint, S. W., Lowry, J., & Nguyen, T. T. (2022), "Spatiotemporal analysis of forest cover change and associated environmental challenges: A case study in the Central Highlands of Vietnam". *Geocarto International*, 37(25), 9277–9297. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.2017013>
161. Turner, B.L., Lambin E.F., and Reenberg A. (2007), "The emergence of land change science for global environmental change and sustainability", *PNAS*, 104(52), p. 20666 – 20671.
162. United Nations Convention to Combat Desertification (UNCCD) (2022), "Second edition: Land Restoration for Recovery and Resilience". Full text available at: https://www.unccd.int/sites/default/files/2022-04/UNCCD_GLO2_low-res_2.pdf
163. United States Geological Survey (USGS) (2019), "Landsat 8 (L8) Data Users Handbook (Version 5.0)". Sioux Falls, SD: U.S. Geological Survey. Retrieved from <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-data-users-handbook>
164. USGS (2023). Landsat Surface Reflectance Tier 1 Product. U.S. Geological Survey. <https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat/landsat-surface-reflectance>
165. Ur Rehman, A., Ullah, S., Shafique, M. et al. Combining Landsat-8 spectral bands with ancillary variables for land cover classification in mountainous terrains of northern Pakistan. *J. Mt. Sci.* 18, 2388–2401 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11629-020-6548-7>
166. Vermote, E., Justice, C., Claverie, M., & Franch, B. (2016), "Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product". *Remote Sensing of Environment*, 185, 46–56. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.008>
167. Vu, K.C. (2007), "Land use change in the Suoi Muoi catchment, Vietnam: disentangling the role of natural and cultural factors", PhD Thessic, KU Leuven, Belgium.

168. Wang, X., Chen, B., Dong, J., Gao, Y., Wang, G., Lai, H., Wu, Z., Yang, C., Kou, W., & Yun, T. (2024), Early identification of immature rubber plantations using Landsat and Sentinel satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 133, 104097. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104097>
169. Wang, Y., Albrecht, C. M., Braham, N. A. A., Mou, L., & Zhu, X. X. (2022), "Self-supervised learning in remote sensing: A review". *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* PP(99):2-36. DOI:10.1109/MGRS.2022.3198244
170. Wu, X.; Liu, G.; Bao, Q., (2023), "Impact of economic growth on the changes in forest resources in Inner Mongolia of China". *Front. Environ. Sci.*, 02 August 2023, Sec. Environmental Economics and Management, Volume 11. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1241703>
171. Wulder, M.A.; Loveland, T.R.; Roy, D.P; Crawford, C.J; Masek, J.G; Woodcock, C.E.; Allen, R.G; Anderson, M.C.; Belward, A.S.; Cohen, W.B; Dwyer, J.; Erb, A.; Gao, F.; Griffiths, P.; Helder, D.; Hermosilla, T.; Hipple, J.D; Hostert, P.; Hughes, M.J; Huntington, J.; Zhu, Z. (2019), "Current status of Landsat program, science, and applications". *Remote Sensing of Environment*, vol 225, pages 127-147. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.015>.
172. Winkler, K., Fuchs, R., Rounsevell, M. D. A. & Herold, M. (2021), "Global land use changes are four times greater than previously estimated". *Nature Communications* 12, 2501. DOI: 10.1038/s41467-021-22702
173. Wolf, S., & Paul-Limoges, E. (2023), "Drought and heat reduce forest carbon uptake". *Nature Communications*, 14, 6217. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-41854-x>
174. Xie, Y., Sha, Z., & Yu, M. (2008), "Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review". *Journal of Plant Ecology*, 1(1), 9–23. <https://doi.org/10.1093/jpe/rtm005>
175. Xu, H. (2006), "Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery". *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025–3033.
176. Xu, H., Li, Z., Huang, C., & Zhao, Y. (2022), "Monitoring and Predicting Land Use Changes in Sensitive Forest Areas Using Remote Sensing and GIS Techniques: Evidence from China and Vietnam". *Remote Sensing*, 14(17), 4312. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
177. Xu, H., Zhang, Q., & Xiao, L. (2020), "Modification of normalized difference soil index (BSI) to enhance soil features in remote sensing imagery". *international Journal of Remote Sensing*, 41(6), 2305-2323.
178. Yang, J., Gong, P., Fu, R., Zhang, M., Chen, J., Liang, S., Xu, B., Shi, J., Dickinson, R., (2013), "Erratum: The role of satellite remote sensing in climate change studies." *Nature Clim Change* 3, 1001 (2013). <https://doi.org/10.1038/nclimate2033>.

179. Yin, H., Roy, D. P., & Zhang, H. (2016), "Landsat-7 Scan Line Corrector gap-filled product development". *Remote Sensing of Environment*, 178, 172–179. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.03.005>
180. Yirsaw, E., Wu W., Shi X., Temesgen H. and Bekele B., (2017). "Land Use/Land Cover Change Modeling and the Prediction of Subsequent Changes in Ecosystem Service Values in a Coastal Area of China, the Su-Xi-Chang Region". *Sustainability* 2017, 9(7), 1204. doi: 10.3390/su9071204.
181. Yu, X., Lu, D., Jiang, X., Li, G., Chen, Y., Li, D., & Chen, E. (2020). Examining the roles of spectral, spatial, and topographic features in improving land-cover and forest classifications in a subtropical region. *Remote Sensing*, 12(18), 2907. <https://doi.org/10.3390/rs12182907>.
182. Zaman-ul-Haq M., He M., Kanwal A., Amir S., Akhtar N., Saqib Z., Jamil A., Alarifi S. S., Mubbin M., & Bokhari S. A. (2024), "Remote sensing-based assessments of socioeconomic factors for urban ecological resilience in the semi-arid region". *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, 101092. <https://doi.org/10.1016/j.rama.2024.04.010>
183. Zeferino, L. B., de Souza, L. F. T., do Amaral, C. H., Fernandes Filho, E. I., & de Oliveira, T. S. (2020). Does environmental data increase the accuracy of land use and land cover classification? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 91, 102128. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102128>.
184. Zhang, Z., Hörmann, G., Huang, J., & Fohrer, N. (2023), "A Random Forest-Based CA-Markov Model to Examine the Dynamics of Land Use/Cover Change Aided with Remote Sensing and GIS". *Remote Sensing*, 15(8), 2128. <https://doi.org/10.3390/rs15082128>
185. Zhou, T. (2011), "Understanding online community user participation: A social influence perspective." *Internet Res*, 28, 67–81. [CrossRef]
186. Zhao, S., Fujita, M.S., Omura, Y., Haryadi, D.S., Muhammad, A., Irham, M., Shiodera, S., (2023), "Evaluating Threatened Bird Occurrence in the Tropics by Using L-Band SAR Remote Sensing Data." *Remote Sens.* 2023, 15(4), 947; <https://doi.org/10.3390/rs15040947>.
187. 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. <https://doi.org/10.3390/f15020369>

PHỤ LỤC THÔNG TIN THAY ĐỔI TRONG ĐỀ TÀI

Nội dung	Thông tin cũ	Thông tin mới
Tên đơn vị hành chính huyện	Huyện Krông Nô	Xã Nam Đà, xã Nâm Nung, xã Quảng Phú, một phần xã Đăk Săk và xã Krông Nô – Tỉnh Lâm Đồng.
	Huyện Đăk Glong	Xã Tà Đùng, xã Quảng Khê, xã Quảng Hòa, xã Quảng Sơn và một phần Phường Bắc Gia Nghĩa – Tỉnh Lâm Đồng
Tên đơn vị hành chính tỉnh	Tỉnh Đăk Nông	Tỉnh Lâm Đồng

PHỤ LỤC

Phụ lục 1: Code thu thập ảnh vệ tinh Landsat giải đoán tự động thông qua phương pháp **phân loại Random Forests**

```
// Định nghĩa tỉ lệ mây cho từng năm
var cloudCoverThresholds = {
  2010: 25, 2011: 45, 2012: 50, 2013: 100, 2014: 50, 2015: 43, 2016: 35,
  2017: 20, 2018: 32, 2019: 30, 2020: 10, 2021: 15, 2022: 35, 2023: 25
};

// Load Landsat Collections
var l5sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2")
  .filterBounds(StudyArea)
  .select(
    ['SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B1', 'SR_B4', 'SR_B5', 'QA_PIXEL'],
    ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
  )
  .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 5'); });

var l7sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_L2")
  .filterBounds(StudyArea)
  .select(
    ['SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B1', 'SR_B4', 'SR_B5', 'QA_PIXEL'],
    ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
  )
  .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 7'); });

var l8sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
  .filterBounds(StudyArea)
  .select(
    ['SR_B4', 'SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B5', 'SR_B6', 'QA_PIXEL'],
    ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
  )
  .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 8'); });

// Load DEM data
var dem = ee.Image("USGS/SRTMGL1_003");
var elevation = dem.select('elevation').toFloat();
var slope = ee.Terrain.slope(elevation).toFloat();

// Hàm áp dụng mặt nạ mây cho ảnh Landsat
function maskLandsatSR(image) {
  var cloudShadowBitMask = ee.Number(2).pow(3).int();
  var cloudsBitMask = ee.Number(2).pow(5).int();
  var qa = image.select('QA_PIXEL');
  var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)
    .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));
  return image.updateMask(mask).divide(10000);
}

// Hàm lọc ảnh theo tỉ lệ mây
function filterByCloudCover(collection, maxCloudCover) {
  return collection.filter(ee.Filter.lte('CLOUD_COVER', maxCloudCover));
}

// Hàm lấy danh sách các băng phổ dựa trên vệ tinh
function getBands(selectedSatellite) {
  return ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL'];
}

// Hàm thêm các chỉ số vào ảnh
function addIndices(image) {
  var ndvi = image.normalizedDifference(['NIR', 'Red']).rename('NDVI');
  var BSI = image.expression(
    '((RED + SWIR1) - (NIR + BLUE)) / ((RED + SWIR1) + (NIR + BLUE))', {
      'RED': image.select('Red'),
      'SWIR1': image.select('SWIR1'),
      'NIR': image.select('NIR'),
      'BLUE': image.select('Blue')
    })
    .rename('BSI');
  var ndwi = image.normalizedDifference(['Green', 'NIR']).rename('NDWI');
```

```

    return image.addBands([ndvi, BSI, ndwi]);
}

// Hàm lấy bộ sưu tập Landsat dựa trên năm và vệ tinh
function getLandsatCollection(year, selectedSatellite) {
    if (selectedSatellite === 'Landsat 5') {
        return l5sr;
    } else if (selectedSatellite === 'Landsat 7') {
        return l7sr;
    } else if (selectedSatellite === 'Landsat 8') {
        return l8sr;
    }
}

// Hàm xác định vệ tinh dựa trên năm
function getSatellite(year) {
    if (year >= 2010 && year <= 2011) {
        return 'Landsat 5';
    } else if (year === 2012) {
        return 'Landsat 7';
    } else if (year >= 2013 && year <= 2023) {
        return 'Landsat 8';
    } else {
        return null;
    }
}

// Hàm tạo ảnh composite sẵn sàng cho phân tích
function createCompositeImage(year, StudyArea) {
    var selectedSatellite = getSatellite(year);
    if (!selectedSatellite) return null;
    var maxCloudCover = cloudCoverThresholds[year];
    var startDate = ee.Date.fromYMD(year, 1, 1);
    var endDate = ee.Date.fromYMD(year, 12, 31);

    var collection = getLandsatCollection(year, selectedSatellite)
        .filterDate(startDate, endDate);
    collection = filterByCloudCover(collection, maxCloudCover).map(maskLandsatSR);

    var composite = collection.median().clip(StudyArea);
    composite = addIndices(composite).addBands([elevation, slope]);
    return composite.toFloat();
}

```

Phụ lục 2: Thông tin cảnh ảnh Landsat sử dụng trong giai đoạn 2010 - 2023

STT	Năm	Số cảnh ảnh	Các cảnh ảnh sử dụng
1	2010	9	LT05_124051_20100204, LT05_124051_20100324, LT05_124051_20100511, LT05_124052_20100204, LT05_124052_20100324, LT05_124052_20100511, LT05_124052_20100714, LT05_124052_20101018, LT05_124052_20101221
2	2011	2	LT05_124051_20110207, LT05_124052_20110207
3	2012	14	LE07_124051_20120406, LE07_124051_20120422, LE07_124051_20120508, LE07_124051_20121015, LE07_124051_20121031, LE07_124051_20121202, LE07_124052_20120305, LE07_124052_20120406, LE07_124052_20120422, LE07_124052_20120508, LE07_124052_20120625, LE07_124052_20121015, LE07_124052_20121031, LE07_124052_20121218
4	2013	28	LC08_124051_20130405, LC08_124051_20130417, LC08_124051_20130503, LC08_124051_20130519, LC08_124051_20130604, LC08_124051_20130620, LC08_124051_20130706, LC08_124051_20130908, LC08_124051_20130924, LC08_124051_20131010, LC08_124051_20131026, LC08_124051_20131213, LC08_124051_20131229, LC08_124052_20130405, LC08_124052_20130417, LC08_124052_20130503, LC08_124052_20130519, LC08_124052_20130604, LC08_124052_20130620, LC08_124052_20130706, LC08_124052_20130823, LC08_124052_20130908, LC08_124052_20130924, LC08_124052_20131010, LC08_124052_20131026, LC08_124052_20131127, LC08_124052_20131213, LC08_124052_20131229
5	2014	24	LC08_124051_20140130, LC08_124051_20140215, LC08_124051_20140303, LC08_124051_20140319, LC08_124051_20140420, LC08_124051_20140506, LC08_124051_20140522, LC08_124051_20140607, LC08_124051_20140810,

			LC08_124051_20140927, LC08_124051_20141029, LC08_124051_20141114, LC08_124052_20140130, LC08_124052_20140215, LC08_124052_20140303, LC08_124052_20140319, LC08_124052_20140420, LC08_124052_20140506, LC08_124052_20140522, LC08_124052_20140607, LC08_124052_20140810, LC08_124052_20140927, LC08_124052_20141013, LC08_124052_20141114
6	2015	28	LC08_124051_20150218, LC08_124051_20150306, LC08_124051_20150322, LC08_124051_20150407, LC08_124051_20150423, LC08_124051_20150509, LC08_124051_20150525, LC08_124051_20150610, LC08_124051_20150813, LC08_124051_20150930, LC08_124051_20151117, LC08_124051_20151203, LC08_124052_20150117, LC08_124052_20150202, LC08_124052_20150218, LC08_124052_20150306, LC08_124052_20150322, LC08_124052_20150407, LC08_124052_20150423, LC08_124052_20150509, LC08_124052_20150525, LC08_124052_20150610, LC08_124052_20150813, LC08_124052_20150829, LC08_124052_20150930, LC08_124052_20151016, LC08_124052_20151117, LC08_124052_20151203
7	2016	17	LC08_124051_20160104, LC08_124051_20160120, LC08_124051_20160308, LC08_124051_20160409, LC08_124051_20160425, LC08_124051_20160831, LC08_124052_20160104, LC08_124052_20160120, LC08_124052_20160221, LC08_124052_20160308, LC08_124052_20160324, LC08_124052_20160409, LC08_124052_20160425, LC08_124052_20160612, LC08_124052_20160730, LC08_124052_20160831, LC08_124052_20161119
8	2017	7	LC08_124051_20170207, LC08_124051_20170223, LC08_124051_20170311, LC08_124052_20170106, LC08_124052_20170207, LC08_124052_20170223, LC08_124052_20170311
9	2018	13	LC08_124051_20180210, LC08_124051_20180314, LC08_124051_20180415, LC08_124051_20180501, LC08_124051_20181008, LC08_124052_20180109, LC08_124052_20180125, LC08_124052_20180210, LC08_124052_20180226, LC08_124052_20180314, LC08_124052_20180415, LC08_124052_20180501, LC08_124052_20181008
10	2019	20	LC08_124051_20190128, LC08_124051_20190213, LC08_124051_20190301, LC08_124051_20190317, LC08_124051_20190402, LC08_124051_20190520, LC08_124051_20191011, LC08_124051_20191112, LC08_124052_20190128, LC08_124052_20190213, LC08_124052_20190301, LC08_124052_20190317, LC08_124052_20190402, LC08_124052_20190418, LC08_124052_20190925, LC08_124052_20191011, LC08_124052_20191027, LC08_124052_20191112, LC08_124052_20191214, LC08_124052_20191230
11	2020	7	LC08_124051_20200115, LC08_124051_20200216, LC08_124051_20200319, LC08_124052_20200115, LC08_124052_20200216, LC08_124052_20200303, LC08_124052_20200319
12	2021	8	LC08_124051_20210306, LC08_124051_20210407, LC08_124052_20210117, LC08_124052_20210202, LC08_124052_20210218, LC08_124052_20210306, LC08_124052_20210322, LC08_124052_20210407
13	2022	17	LC08_124051_20220120, LC08_124051_20220309, LC08_124051_20220410, LC08_124051_20220613, LC08_124051_20220901, LC08_124051_20221019, LC08_124052_20220120, LC08_124052_20220205, LC08_124052_20220221, LC08_124052_20220309, LC08_124052_20220325, LC08_124052_20220410, LC08_124052_20220613, LC08_124052_20220816, LC08_124052_20220901, LC08_124052_20221206, LC08_124052_20221222
14	2023	11	LC08_124051_20230224, LC08_124051_20230312, LC08_124051_20230429, LC08_124051_20230920, LC08_124052_20230208, LC08_124052_20230224, LC08_124052_20230312, LC08_124052_20230515, LC08_124052_20231022, LC08_124052_20231209, LC08_124052_20231225

Phụ lục 3: Các vị trí mẫu huấn luyện (Vì số lượng mẫu khá lớn nên bảng sẽ hiển thị các số lượng mẫu nhất định). Mẫu đầy đủ trong mã QR



Phụ lục 4: Code phân loại ảnh Landsat +NDVI, sử dụng thuật toán Random Forest

```
// Hàm chia dữ liệu thành tập huấn luyện và kiểm tra
function splitData(featureCollection, trainingFraction) {
  var withRandom = featureCollection.randomColumn('random');
  var training = withRandom.filter(ee.Filter.lt('random', trainingFraction));
  var testing = withRandom.filter(ee.Filter.gte('random', trainingFraction));
  return { training: training, testing: testing };
}

// Hàm chạy phân loại và đánh giá
function runClassification(compositeImage, year, method, StudyArea) {
  var trainingDataPath = 'projects/cobalt-aria-466102-g1/assets/Training_' + year;
  var trainingData = ee.FeatureCollection(trainingDataPath)
    .map(function (feature) {
      return feature.set('class', ee.Number.parse(feature.get('Classvalue')));
    });

  // Chia dữ liệu
  var split = splitData(trainingData, 0.7);
  var trainingSet = split.training;
  var testingSet = split.testing;

  // Xác định các băng tần sử dụng
  var bands;
  if (method === 'NDVI') {
    bands = ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'NDVI'];
  } else {
    bands = ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'NDVI',
      'BSI', 'NDWI', 'elevation', 'slope'];
  }

  // Lấy mẫu dữ liệu huấn luyện
  var training = compositeImage.select(bands).sampleRegions({
    collection: trainingSet,
    properties: ['class'],
    scale: 30
  });

  // Huấn luyện mô hình
  var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest({
    numberOfTrees: 10,
    seed: 0
  }).train({
    features: training,
    classProperty: 'class',
    inputProperties: bands
  });

  // Phân loại ảnh
  var classifiedImage = compositeImage.classify(classifier);

  // Đánh giá độ chính xác
  var validation = compositeImage.select(bands).sampleRegions({
    collection: testingSet,
    properties: ['class'],
    scale: 30
  });
}
```

```

});
var validated = validation.classify(classifier);
var testAccuracy = validated.errorMatrix('class', 'classification');

// Tính diện tích
var pixelCount = classifiedImage.addBands(ee.Image.pixelArea()).reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.count().group({ groupField: 0, groupName: 'class' }),
  geometry: StudyArea,
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:32648',
  maxPixels: 1e13
});

var classArea = ee.List(pixelCount.get('groups')).map(function (feature) {
  var f = ee.Dictionary(feature);
  var count = ee.Number(f.get('count'));
  var area_ha = count.multiply(30).multiply(30).divide(10000);
  return ee.Feature(null, {
    'class': f.get('class'),
    'area (ha)': area_ha
  });
});
var areaFC = ee.FeatureCollection(classArea);

return {
  classifiedImage: classifiedImage,
  confusionMatrix: testAccuracy,
  overallAccuracy: testAccuracy.accuracy(),
  kappa: testAccuracy.kappa(),
  area: areaFC
};
}

```

Phụ lục 5: Code phân loại ảnh Landsat +NDVI, NDWI, BSI và DEM, sử dụng thuật toán Random Forest

```

var cloudCoverThresholds = {
  2010: 25,
  2011: 45,
  2012: 50,
  2013: 100,
  2014: 50,
  2015: 43,
  2016: 35,
  2017: 20,
  2018: 32,
  2019: 30,
  2020: 10,
  2021: 15,
  2022: 35,
  2023: 25
};

var l5sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2")
  .filterBounds(StudyArea)
  .select(
    ['SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B1', 'SR_B4', 'SR_B5', 'QA_PIXEL'],
    ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
  )
  .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 5'); });

var l7sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LE07/C02/T1_L2")
  .filterBounds(StudyArea)
  .select(
    ['SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B1', 'SR_B4', 'SR_B5', 'QA_PIXEL'],
    ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
  )

```

```

    )
    .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 7'); });

var l8sr = ee.ImageCollection("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2")
    .filterBounds(StudyArea)
    .select(
        ['SR_B4', 'SR_B3', 'SR_B2', 'SR_B5', 'SR_B6', 'QA_PIXEL'],
        ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL']
    )
    .map(function(image) { return image.set('SATELLITE', 'Landsat 8'); });

var dem = ee.Image("USGS/SRTMGL1_003");
var elevation = dem.select('elevation').toFloat();
var slope = ee.Terrain.slope(elevation).toFloat();

function maskLandsatSR(image) {
    var cloudShadowBitMask = ee.Number(2).pow(3).int();
    var cloudsBitMask = ee.Number(2).pow(5).int();
    var qa = image.select('QA_PIXEL');
    var mask = qa.bitwiseAnd(cloudShadowBitMask).eq(0)
        .and(qa.bitwiseAnd(cloudsBitMask).eq(0));
    return image.updateMask(mask).divide(10000);
}

function filterByCloudCover(collection, maxCloudCover) {
    return collection.filter(ee.Filter.lte('CLOUD_COVER', maxCloudCover));
}

function getBands(selectedSatellite) {
    return ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'QA_PIXEL'];
}

function addIndices(image) {
    var ndvi = image.normalizedDifference(['NIR', 'Red']).rename('NDVI');
    var BSI = image.expression(
        '((RED + SWIR1) - (NIR + BLUE)) / ((RED + SWIR1) + (NIR + BLUE))', {
            'RED': image.select('Red'),
            'SWIR1': image.select('SWIR1'),
            'NIR': image.select('NIR'),
            'BLUE': image.select('Blue')
        }
    ).rename('BSI');
    var ndwi = image.normalizedDifference(['Green', 'NIR']).rename('NDWI');
    return image.addBands([ndvi, BSI, ndwi]);
}

function getLandsatCollection(year, selectedSatellite) {
    if (selectedSatellite === 'Landsat 5') {
        return l5sr;
    } else if (selectedSatellite === 'Landsat 7') {
        return l7sr;
    } else if (selectedSatellite === 'Landsat 8') {
        return l8sr;
    }
}

var compositeImage;
var classifiedImage;

var mainPanel = ui.Panel({ layout: ui.Panel.Layout.flow('horizontal'), style: { stretch: 'both' } });
var controlPanel = ui.Panel({ style: { width: '300px', padding: '8px' } });

```

```

var mapPanel = ui.Map();
mapPanel.style().set('stretch', 'both');
var infoPanel = ui.Panel({ style: { width: '300px', padding: '8px' } });

controlPanel.add(ui.Label({ value: 'PHÂN LOẠI THẨM PHỦ', style: { fontWeight: 'bold', fontSize: '19px',
textAlign: 'center' } }));

controlPanel.add(ui.Label({ value: 'TÁC GIẢ: CAO THỊ HOÀI', style: { fontSize: '15px', textAlign: 'center' } }));
controlPanel.add(ui.Label({ value: 'Trường Đại học Tây Nguyên', style: { fontSize: '15px', textAlign: 'center' }
}));
controlPanel.add(ui.Label({ value: 'cthoai@ttn.edu.vn', style: { fontSize: '15px', textAlign: 'center' } }));
controlPanel.add(ui.Label({ value: 'SĐT: 0984486838', style: { fontSize: '15px', textAlign: 'center' } }));

controlPanel.add(ui.Label('Chọn năm:', { fontWeight: 'bold' }));
var yearSlider = ui.Slider({ min: 2010, max: 2023, step: 1, value: 2023, style: { width: '100%' } });
controlPanel.add(yearSlider);

controlPanel.add(ui.Label('Chọn phương pháp phân loại:', { fontWeight: 'bold' }));
var methodSelect = ui.Select({
  items: ['NDVI', 'NDVI + DEM, Water, Soil'],
  value: 'NDVI + DEM, Water, Soil',
  style: { width: '100%' }
});
controlPanel.add(methodSelect);

var searchButton = ui.Button({
  label: 'Tìm',
  onClick: updateMap,
  style: { width: '100%' }
});
controlPanel.add(searchButton);

var classificationButton = ui.Button({
  label: 'Chạy phân loại',
  onClick: runClassification,
  style: { width: '100%' }
});
controlPanel.add(classificationButton);

var showTrainingPointsCheckbox = ui.Checkbox({
  label: 'Hiển thị các điểm huấn luyện',
  value: false,
  onChange: function(value) {
    if (value) {
      visualizeTrainingPoints();
    } else {
      removeTrainingPointsLayer();
    }
  },
  style: { width: '100%' }
});
controlPanel.add(showTrainingPointsCheckbox);

var trainingPointsCountLabel = ui.Label("");
controlPanel.add(trainingPointsCountLabel);

infoPanel.add(ui.Label('Bảng thông tin', { fontWeight: 'bold', fontSize: '16px', margin: '0 0 4px 0' }));

var sceneInfoPanel = ui.Panel();
sceneInfoPanel.add(ui.Label('Thông tin cảnh:', { fontWeight: 'bold', margin: '8px 0 4px 0' }));
var sceneInfoOutput = ui.Label("", { margin: '0 0 8px 0' });

```

```

sceneInfoPanel.add(sceneInfoOutput);

var exportSceneInfoButton = ui.Button({
  label: 'Xuất thông tin cảnh',
  onClick: exportSceneInfo
});
sceneInfoPanel.add(exportSceneInfoButton);

infoPanel.add(sceneInfoPanel);

var statsPanel = ui.Panel();
statsPanel.add(ui.Label('Thông kê chỉ số thực vật:', { fontWeight: 'bold', margin: '8px 0 4px 0' }));
var statsOutput = ui.Label('', { margin: '0 0 8px 0' });
statsPanel.add(statsOutput);

infoPanel.add(statsPanel);

var exportButton = ui.Button({
  label: '',
  onClick: exportSelectedData
});
infoPanel.add(exportButton);

function updateExportButtonLabel() {
  var year = yearSlider.getValue();
  exportButton.setLabel('Xuất dữ liệu (' + year + ') đã chọn');
}

updateExportButtonLabel();

mainPanel.add(controlPanel);
mainPanel.add(mapPanel);
mainPanel.add(infoPanel);

ui.root.clear();
ui.root.add(mainPanel);

function getSatellite(year) {
  if (year >= 2010 && year <= 2011) {
    return 'Landsat 5';
  } else if (year === 2012) {
    return 'Landsat 7';
  } else if (year >= 2013 && year <= 2023) {
    return 'Landsat 8';
  } else {
    ui.alert('Không có dữ liệu cho năm đã chọn.');
```

```

    return null;
  }
}

function updateMap() {
  var year = yearSlider.getValue();
  var selectedSatellite = getSatellite(year);
  if (!selectedSatellite) return;
  var maxCloudCover = cloudCoverThresholds[year];
  var method = methodSelect.getValue();
  mapPanel.centerObject(StudyArea, 9);

  mapPanel.layers().reset();
  var startDate = ee.Date.fromYMD(year, 1, 1);
  var endDate = ee.Date.fromYMD(year, 12, 31);

```

```

var composites = [];
var scenes = [];

var bands = getBands(selectedSatellite);

var collection = getLandsatCollection(year, selectedSatellite)
    .filterDate(startDate, endDate);
collection = filterByCloudCover(collection, maxCloudCover).map(maskLandsatSR);

var count = collection.size().getInfo();
if (count > 0) {
    composites.push(collection.median());
    scenes = scenes.concat(collection.aggregate_array('system:index').getInfo());
} else {
    ui.alert('Không có hình ảnh nào phù hợp với các tiêu chí đã chọn.');
```

return;

```

}

var composite = ee.ImageCollection(composites).mosaic().clip(StudyArea);
composite = addIndices(composite).addBands([elevation, slope]);
composite = composite.toFloat();

compositeImage = composite;

var visParamsRGB = { min: 0.8, max: 1.4, bands: ['Red', 'Green', 'Blue'] };
mapPanel.addLayer(composite, visParamsRGB, 'RGB Composite ' + year);

if (method === 'NDVI') {
    mapPanel.addLayer(composite.select(['NDVI']), {min: -1, max: 1, palette: ['blue', 'white', 'green']}, 'NDVI');
} else if (method === 'NDVI + DEM, Water, Soil') {
    mapPanel.addLayer(composite.select(['NDVI']), {min: -1, max: 1, palette: ['blue', 'white', 'green']}, 'NDVI');
    mapPanel.addLayer(composite.select(['NDSI']), {min: -1, max: 1, palette: ['brown', 'white', 'green']}, 'NDSI');
    mapPanel.addLayer(composite.select(['NDWI']), {min: -1, max: 1, palette: ['white', 'blue']}, 'NDWI');
    mapPanel.addLayer(composite.select(['elevation']), {min: 0, max: 3000}, 'Elevation');
    mapPanel.addLayer(composite.select(['slope']), {min: 0, max: 60}, 'Slope');
}

var outline = ee.Image().byte().paint({
    featureCollection: StudyArea,
    color: 1,
    width: 2
});
mapPanel.addLayer(outline, { palette: ['red'] }, 'Ranh giới khu vực');

composite.reduceRegion({
    reducer: ee.Reducer.mean().combine({
        reducer2: ee.Reducer.minMax(),
        sharedInputs: true
    }).combine({
        reducer2: ee.Reducer.stdDev(),
        sharedInputs: true
    }),
    geometry: StudyArea,
    scale: 30,
    bestEffort: true
}).evaluate(function (result) {
    if (result) {
        statsOutput.setValue('NDVI - Min: ' + (result['NDVI_min'] != null ? result['NDVI_min'].toFixed(2) : 'N/A')
+
        ' , Max: ' + (result['NDVI_max'] != null ? result['NDVI_max'].toFixed(2) : 'N/A') +
        ' , Mean: ' + (result['NDVI_mean'] != null ? result['NDVI_mean'].toFixed(2) : 'N/A') +

```

```

        ', Std Dev: ' + (result['NDVI_stdDev'] != null ? result['NDVI_stdDev'].toFixed(2) : 'N/A'));
    } else {
        statsOutput.setValue('Không có dữ liệu cho khu vực và năm đã chọn.');
```

```
    }
});
```

```

    sceneInfoOutput.setValue('Số lượng cảnh đã sử dụng: ' + count + '\nCảnh: ' + scenes.join(', '));
}

```

```

function exportSelectedData() {
    var year = yearSlider.getValue();
    if (!compositeImage || !classifiedImage) {
        ui.alert('Vui lòng chạy phân loại trước khi xuất dữ liệu.');
```

```
        return;
```

```
    }
}

```

```

var exportImage = compositeImage.addBands(classifiedImage.rename('LULC'));
exportImage = exportImage.toFloat();

```

```

Export.image.toDrive({
    image: exportImage,
    description: 'Combined_Image_' + year,
    scale: 30,
    region: StudyArea.geometry().bounds(),
    folder: 'hoai_test',
    crs: 'EPSG:32648',
    fileFormat: 'GeoTIFF'
});
}

```

```

function exportSceneInfo() {
    var year = yearSlider.getValue();
    var selectedSatellite = getSatellite(year);
    if (!selectedSatellite) return;
    var maxCloudCover = cloudCoverThresholds[year];

    var collection = filterByCloudCover(getLandsatCollection(year, selectedSatellite)
        .filterDate(year + '-01-01', year + '-12-31'), maxCloudCover).map(maskLandsatSR);

    var collectionWithIndex = collection.map(function (image) {
        return computeIndex(image).addBands(image);
    });
}

```

```

var indexedCollection = collectionWithIndex.toList(collectionWithIndex.size())
    .zip(ee.List.sequence(1, collectionWithIndex.size()))
    .map(function (item) {
        var image = ee.Image(ee.List(item).get(0));
        var index = ee.Number(ee.List(item).get(1));
        return image.set('sceneIndex', index);
    });

```

```

var sceneInfoList = ee.FeatureCollection(indexedCollection).map(function (image) {
    var stats = ee.Image(image).select('NDVI').reduceRegion({
        reducer: ee.Reducer.mean().combine({
            reducer2: ee.Reducer.minMax(),
            sharedInputs: true
        }).combine({
            reducer2: ee.Reducer.stdDev(),
            sharedInputs: true
        }),
        geometry: StudyArea,
        scale: 30,
    });
});

```

```

    bestEffort: true
  });

  return ee.Feature(null, {
    '1_No': ee.Image(image).get('sceneIndex'),
    '2_Scene_Name': ee.Image(image).get('system:index'),
    '3_Cloud_Cover': ee.Image(image).get('CLOUD_COVER'),
    '4_Select_Vegetation_Index': 'NDVI',
    '5_Min': stats.get('NDVI_min'),
    '6_Max': stats.get('NDVI_max'),
    '7_Mean': stats.get('NDVI_mean'),
    '8_Std_Dev': stats.get('NDVI_stdDev')
  });
});

var sceneInfoCollection = ee.FeatureCollection(sceneInfoList);

Export.table.toDrive({
  collection: sceneInfoCollection,
  description: 'SceneInfo_' + year,
  folder: 'Data_image/SceneInfo',
  crs: 'EPSG:32648',
  fileFormat: 'CSV'
});
}

function computeIndex(image) {
  return image.normalizedDifference(['NIR', 'Red']).rename('NDVI');
}

function splitData(featureCollection, trainingFraction) {
  var withRandom = featureCollection.randomColumn('random');
  var training = withRandom.filter(ee.Filter.lt('random', trainingFraction));
  var testing = withRandom.filter(ee.Filter.gte('random', trainingFraction));
  return { training: training, testing: testing };
}

function runClassification() {
  var year = yearSlider.getValue();
  var selectedSatellite = getSatellite(year);
  if (!selectedSatellite) return;

  var trainingData = ee.FeatureCollection(trainingDataPath);

  trainingData = trainingData.map(function (feature) {
    return feature.set('class', ee.Number.parse(feature.get('Classvalue')));
  });

  var split = splitData(trainingData, 0.7);
  var trainingSet = split.training;
  var testingSet = split.testing;

  var maxCloudCover = cloudCoverThresholds[year];
  var method = methodSelect.getValue();
  var collection = filterByCloudCover(getLandsatCollection(year, selectedSatellite)
    .filterDate(year + '-01-01', year + '-12-31', maxCloudCover).map(maskLandsatSR);
  var composite = collection.median().clip(StudyArea);

  composite = addIndices(composite).addBands([elevation, slope]);
  composite = composite.toFloat();

```

```

compositeImage = composite;

var bands;
if (method === 'NDVI') {
  bands = ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'NDVI'];
} else {
  bands = ['Red', 'Green', 'Blue', 'NIR', 'SWIR1', 'NDVI',
    'NDSI', 'NDWI', 'elevation', 'slope'];
}

var training = composite.select(bands).sampleRegions({
  collection: trainingSet,
  properties: ['class'],
  scale: 30
});

var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest({
  numberOfTrees: 10,
  variablesPerSplit: null,
  minLeafPopulation: 1,
  bagFraction: 0.5,
  maxNodes: null,
  seed: 0
}).train({
  features: training,
  classProperty: 'class',
  inputProperties: bands
});

var importance = ee.Dictionary(classifier.explain().get('importance'));

var importanceFeatureCollection = ee.FeatureCollection(importance.keys().map(function(key) {
  return ee.Feature(null, {
    'variable': key,
    'importance': importance.get(key)
  });
})));

var classified = composite.classify(classifier);
classified = classified.toFloat();

classifiedImage = classified;

var classPalette = [
  '#228B22',
  '#32CD32',
  '#8B4513',
  '#FFD700',
  '#FF4500',
  '#7CFC00',
  '#A9A9A9',
  '#8B0000',
  '#0000FF'
];

var visParams = {
  min: 1,
  max: 9,
  palette: classPalette
};

```

```

mapPanel.layers().reset();
mapPanel.addLayer(classified, visParams, 'Phân loại ' + year + ' ' + selectedSatellite);

var outline = ee.Image().byte().paint({
  featureCollection: StudyArea,
  color: 1,
  width: 2
});
mapPanel.addLayer(outline, { palette: ['red'] }, 'Ranh giới khu vực');

if (method === 'NDVI') {
  mapPanel.addLayer(composite.select(['Green', 'Red', 'NIR', 'NDVI']),
    {min: 0.8, max: 1.4}, 'Ảnh RGB + NDVI');
} else if (method === 'NDVI + DEM, Water, Soil') {
  mapPanel.addLayer(composite.select(['Green', 'Red', 'NIR', 'NDVI',
    'elevation', 'NDSI', 'NDWI']),
    {min: 0.8, max: 1.4}, 'Ảnh RGB + NDVI + DEM, Water, Soil');
}

var areaImage = ee.Image.pixelArea().divide(10000).addBands(classified);
var area = areaImage.reduceRegion({
  reducer: ee.Reducer.sum().group({
    groupField: 1,
    groupName: 'class'
  }),
  geometry: StudyArea,
  scale: 30,
  crs: 'EPSG:32648',
  maxPixels: 1e13
});

var classArea = ee.List(area.get('groups')).map(function (feature) {
  var f = ee.Dictionary(feature);
  return ee.Feature(null, {
    'class': f.get('class'),
    'area (ha)': f.get('sum')
  });
});

var areaFC = ee.FeatureCollection(classArea);
print('Diện tích mỗi lớp (ha)', areaFC);

var validation = composite.select(bands).sampleRegions({
  collection: testingSet,
  properties: ['class'],
  scale: 30
});

var validated = validation.classify(classifier);
var testAccuracy = validated.errorMatrix('class', 'classification');
print('Ma trận nhầm lẫn:', testAccuracy);
print('Độ chính xác tổng thể:', testAccuracy.accuracy());
print('Kappa:', testAccuracy.kappa());

var producersAccuracy = testAccuracy.producersAccuracy().toList();
var usersAccuracy = testAccuracy.consumersAccuracy().toList();
var classes = testAccuracy.order();

var accuracyMetrics = ee.FeatureCollection(
  ee.List.sequence(0, classes.size().subtract(1)).map(function (i) {
    i = ee.Number(i).toInt();

```

```

        return ee.Feature(null, {
            'class': classes.get(i),
            'Độ chính xác của người sản xuất': producersAccuracy.get(i),
            'Độ chính xác của người dùng': usersAccuracy.get(i)
        });
    })
});

print('Độ chính xác của người sản xuất và người dùng:', accuracyMetrics);

var exportMetricsButton = ui.Button({
    label: 'Xuất diện tích và độ chính xác',
    onClick: function () {
        Export.table.toDrive({
            collection: areaFC,
            description: 'Class_Area_' + year,
            fileFormat: 'CSV',
            folder: 'hoai_test'
        });

        Export.table.toDrive({
            collection: accuracyMetrics,
            description: 'Accuracy_Metrics_' + year,
            fileFormat: 'CSV',
            folder: 'hoai_test'
        });
    }
});
infoPanel.add(exportMetricsButton);

var variableImportancePanel = ui.Panel({
    layout: ui.Panel.Layout.flow('vertical'),
    style: {margin: '8px 0 0 0'}
});
variableImportancePanel.add(ui.Label('Tầm quan trọng của các biến:', {fontWeight: 'bold', fontSize: '16px'}));

importanceFeatureCollection.evaluate(function(fc) {
    var features = fc.features;
    features.sort(function(a, b) {
        return b.properties.importance - a.properties.importance;
    });
    var variableImportanceTable = ui.Panel({
        widgets: features.map(function(f) {
            return ui.Label(f.properties.variable + ': ' + f.properties.importance.toFixed(4));
        }),
        style: {margin: '0 0 8px 0'}
    });
    variableImportancePanel.add(variableImportanceTable);
});

var exportImportanceButton = ui.Button({
    label: 'Xuất tầm quan trọng của biến',
    onClick: function () {
        Export.table.toDrive({
            collection: importanceFeatureCollection,
            description: 'Variable_Importance_' + year,
            fileFormat: 'CSV',
            folder: 'hoai_test'
        });
    }
});

```

```

variableImportancePanel.add(exportImportanceButton);

infoPanel.add(variableImportancePanel);
}

var trainingPointsLayer;
function visualizeTrainingPoints() {
    var year = yearSlider.getValue();
    var trainingData = ee.FeatureCollection(trainingDataPath);
    trainingPointsLayer = ui.Map.Layer(trainingData, {color: 'red'}, 'Training Points');
    mapPanel.layers().add(trainingPointsLayer);
}

function removeTrainingPointsLayer() {
    if (trainingPointsLayer) {
        mapPanel.layers().remove(trainingPointsLayer);
        trainingPointsLayer = null;
    }
}

function updateTrainingPointsCount() {
    var year = yearSlider.getValue();
    var trainingData = ee.FeatureCollection(trainingDataPath);
    trainingData.size().evaluate(function(count) {
        trainingPointsCountLabel.setValue("Tổng số điểm huấn luyện: " + count);
    });
}

updateTrainingPointsCount();

yearSlider.onChange(function(value) {
    updateExportButtonLabel();
    updateTrainingPointsCount();
});

```

updateMap();

Phụ lục 6. Bảng phỏng vấn

PHIẾU PHỎNG VẤN

(Phục vụ nghiên cứu: Đánh giá biến động sử dụng đất và ảnh hưởng của phát triển nông nghiệp đến mất rừng tại Đắk Nông, giai đoạn 2010–2024)

I. THÔNG TIN CHUNG

Họ và tên:

Giới tính: ☐ Nam ☐ Nữ

Địa chỉ:

Nghề nghiệp chính: ☐ Nông dân ☐ Thương lái
☐ Cán bộ ☐ Hộ trồng rừng
☐ Kinh doanh nông sản ☐ Hợp tác xã
☐ Khác:

Thời gian sinh sống tại địa phương: năm

Diện tích canh tác hiện có: ha

Loại đất đang sử dụng: ☐ Đất nông nghiệp ☐ Đất rẫy
☐ Đất rừng sản xuất ☐ Khác:

II. THÔNG TIN VỀ GIÁ NÔNG SẢN VÀ XU HƯỚNG CANH TÁC

1. Giá nông sản: VNĐ

Năm	Cà phê	Tiêu	Điều	Cao Su
2010				

2011				
2012				
2013				
2014				
2015				
2016				
2017				
2018				
2019				
2020				
2021				
2022				
2023				

2. Nguồn thông kê giá

- ☐ Ghi chép cá nhân ☐ Nhớ theo mùa vụ
☐ Thương lái ☐ HTX/Đại lý
☐ Báo đài ☐ Khác:

3. Ông/bà hoặc cộng đồng địa phương có từng mở rộng diện tích canh tác vào rừng trong giai đoạn 2010–2024 không?

- ☐ Có ☐ Không ☐ Không rõ

Nếu có, diện tích ước tính là: ha Năm:

4. Sau khi mở rộng, loại cây trồng chính là gì?

- ☐ Cà phê ☐ Hồ tiêu ☐ Điều
☐ Cao su ☐ Khác:

5. Động lực chính dẫn đến mở rộng vào đất rừng là gì?

- ☐ Thiếu đất sản xuất
☐ Giá nông sản cao thúc đẩy mở rộng
☐ Di dân – tái định cư
☐ Không có ranh giới rừng rõ ràng
☐ Do phá rừng lấy gỗ sau đó trồng cây
☐ Khác:

III. BIẾN ĐỘNG SỬ DỤNG ĐẤT VÀ RỪNG

1. Trong 14 năm qua (2010–2024), ông/bà có mở rộng diện tích sản xuất nông nghiệp không?

- ☐ Có ☐ Không

Nếu có, mở rộng bao nhiêu ha: Từ năm:

2. Nguồn gốc đất mở rộng:

- ☐ Đất trống/đồi trọc ☐ Đất RTN
☐ Đất rừng trồng cũ ☐ Đất mua từ người khác
☐ Khác:

3. Trong 14 năm qua, gia đình ông/bà đã chuyển đổi bao nhiêu lần mục đích sử dụng đất?”

- ☐ Không chuyển đổi ☐ 1 lần
☐ 2–3 lần ☐ Trên 3 lần

4. Việc mở rộng diện tích nông nghiệp có liên quan đến mất rừng hay không?

- ☐ Có ☐ Không ☐ Không rõ

Nếu CÓ, xin cho biết nguyên nhân:

- ☐ Giá nông sản tăng ☐ Thiếu đất canh tác
☐ Khác:

Nếu KHÔNG, ông/bà nghĩ nguyên nhân mất rừng do đâu:

- ☐ Thiếu đất sản xuất do dân số tăng hoặc đất bạc màu
☐ Thiếu việc làm nên người dân tự mở đất rừng để canh tác

- ☐ Chính sách giao đất chưa rõ ràng hoặc quản lý đất rừng lỏng lẻo
 - ☐ Di cư tự do/di dân kinh tế dẫn đến phá rừng
 - ☐ Chuyển mục đích sử dụng đất (trồng cao su, cây công nghiệp...)
 - ☐ Thiếu giám sát, kiểm tra từ chính quyền hoặc lực lượng kiểm lâm
 - ☐ Khác:
5. Trong khu vực sinh sống, ông/bà có nhận thấy hiện tượng mất rừng không?
- ☐ Có ☐ Không ☐ Không rõ
- Nếu CÓ, khoảng thời gian mạnh nhất: Từ năm đến năm
6. Theo ông/bà, nguyên nhân mất rừng tại địa phương là gì? (Chọn tối đa 3 nguyên nhân chính)
- ☐ Mở rộng nông nghiệp
 - ☐ Khai thác gỗ trái phép
 - ☐ Xây dựng công trình/hạ tầng
 - ☐ Phá rừng làm rẫy
 - ☐ Di cư tự do
 - ☐ Chính sách quản lý yếu kém
 - ☐ Khác:
7. Nhận định của ông/bà về mối liên hệ giữa giá nông sản và tình trạng mất rừng tại địa phương:
- ☐ Giá tăng cao thúc đẩy phá rừng để trồng mới
 - ☐ Không liên quan
 - ☐ Khác:
8. Theo ông/bà, biện pháp nào là quan trọng nhất để hạn chế mất rừng?
- ☐ Nâng cao nhận thức người dân
 - ☐ Kiểm soát phá rừng
 - ☐ Ổn định giá nông sản
 - ☐ Giao đất giao rừng rõ ràng
 - ☐ Hỗ trợ canh tác bền vững
 - ☐ Khác:

IV. VỊ TRÍ CANH TÁC VÀ NHỮNG KHÓ KHĂN TRONG SẢN XUẤT

1. Vị trí đất canh tác của hộ so với khu vực rừng (chọn một):
- ☐ Gần rừng (tiếp giáp hoặc cách dưới 500m)
 - ☐ Cách rừng từ 500m đến 1km
 - ☐ Xa rừng (Từ 1 – 2 km)
 - ☐ Xa rừng (Từ 2 – 3 km)
 - ☐ Xa rừng (trên 3 km)
 - ☐ Không xác định
2. Vị trí đất canh tác của hộ so với khu dân cư:
- ☐ Gần trung tâm xã/thôn
 - ☐ Xa khu dân cư (>2km)
 - ☐ Trong khu vực định cư mới/tái định cư
3. Trong quá trình canh tác, ông/bà thường gặp những khó khăn nào?
- ☐ Thiếu đất sản xuất
 - ☐ Thiếu vốn đầu tư
 - ☐ Thiếu nước tưới, hạn hán
 - ☐ Thiếu giống chất lượng
 - ☐ Dịch bệnh cây trồng
 - ☐ Đầu ra không ổn định
 - ☐ Giao thông đi lại khó khăn
 - ☐ Bị thú rừng/phá hoại từ rừng gần đó
 - ☐ Thiếu hỗ trợ kỹ thuật
 - ☐ Khác:
4. Theo ông/bà, các khó khăn này có làm người dân phá rừng/mở rộng canh tác vào rừng không?
- ☐ Có ☐ Không ☐ Một phần

Nếu CÓ, xin nêu rõ:

.....

VII. CHÍNH SÁCH, HỖ TRỢ VÀ NHẬN THỨC

1. Ông/bà có từng nhận được hỗ trợ nào từ nhà nước, dự án hoặc tổ chức trong sản xuất nông nghiệp không?

☐ Có ☐ Không

Nếu CÓ, xin liệt kê loại hỗ trợ:

☐ Hỗ trợ giống ☐ Kỹ thuật
☐ Vốn ☐ Tập huấn
☐ Hợp tác xã ☐ Giao đất, giao rừng

2. Ông/bà có biết địa phương từng bị kiểm lâm xử lý hành vi phá rừng không?

☐ Có ☐ Không ☐ Không biết

3. Ông/bà có từng được phổ biến chính sách bảo vệ rừng hoặc Luật Lâm nghiệp chưa?
☐ Có ☐ Không ☐ Không nhớ
4. Việc giao khoán rừng hoặc tham gia giữ rừng có giúp ổn định sinh kế và giảm phá rừng không?
☐ Có ☐ Không ☐ Một phần

Xin nêu thêm ý kiến:

5. Theo ông/bà, vai trò của rừng trong đời sống của gia đình và cộng đồng là gì?
☐ Giữ đất, giữ nước ☐ Cung cấp gỗ, củi
☐ Thu nhập từ dịch vụ bảo vệ rừng ☐ Không ảnh hưởng nhiều
☐ Khác:

VIII. GIẢI PHÁP & CAM KẾT BẢO VỆ RỪNG

1. Theo ông/bà, những giải pháp nào là phù hợp để vừa phát triển nông nghiệp vừa bảo vệ rừng?
☐ Hỗ trợ kỹ thuật canh tác bền vững (giống, phân bón hữu cơ...)
☐ Hỗ trợ sinh kế thay thế (nuôi ong, trồng dược liệu...)
☐ Giao đất giao rừng rõ ràng, có sự giám sát
☐ Hỗ trợ xây dựng mô hình nông lâm kết hợp
☐ Trồng rừng thay thế có hỗ trợ chi phí
☐ Cung cấp thông tin thị trường, giá cả
☐ Đào tạo nâng cao nhận thức người dân về bảo vệ rừng
☐ Phát triển du lịch sinh thái kết hợp nông nghiệp
☐ Khác:
2. Nếu được hỗ trợ kỹ thuật và vốn, ông/bà có sẵn sàng chuyển đổi sang mô hình canh tác gắn với bảo vệ rừng không?
☐ Có ☐ Không ☐ Tùy điều kiện

Giải thích thêm:

3. Ông/bà có sẵn sàng cam kết không phá rừng nếu được hỗ trợ mô hình sinh kế thay thế?
☐ Sẵn sàng ☐ Còn cân nhắc ☐ Không sẵn sàng

Lý do:

14. Ông/bà có đề xuất cụ thể nào để bảo vệ rừng tại địa phương không?

.....

Phụ lục 7. Chi tiết mã lệnh R sử dụng để xây dựng và kiểm tra mô hình SEM

```
### GOI PACKAGES =====
```

```
library(lavaan) # Dung phan tich SEM
library(semPlot) # Dung ve ket qua SEM
library(openxlsx) # Dung de doc file excel
library(dplyr) # xur ly du lieu
library(effectsize)
library(clipr)
```

```
### KHAI BAO HAM =====
```

```
# ham dung de ve so do
bplotsem <- function(fit){
  semPaths(fit,what="path", whatLabels="est",curve = 2,style = "lisrel",
    color = list(lat = rgb(245, 253, 118, maxColorValue = 255),
      man = rgb(155, 253, 175, maxColorValue = 255)),
    rotation = 4, layoutSplit = FALSE, normalize = F,
    edge.label.cex=1, residScale = 10, label.cex=1.5)
}
```

```
### CHUAN BI DU LIEU =====
```

```
# doc du lieu tu excel
```

```

SEMDATA <- read.xlsx("SemData.xlsx", sheet="Sheet1", startRow = 3)

# bo cot year
X <- SEMDATA[,-1]

# chuyen doi du lieu ve cung scale
X.scaled = data.frame(scale(X, center= FALSE , scale=apply(X, 2, sd, na.rm = TRUE)))

#### PHAN TICH SEM =====
## Phan tich yeu to khi hau =====
# khai bao mo hinh
model <- '
  # measurement model
  DTR =~ RT + DNN + DDC + DK
  KH =~ ND + LM

# regressions
  DTR ~ KH
,

# fit model
fit <- sem(model, data=X.scaled)
# tom tat ket qua
summary(fit, fit.measures = TRUE)
# đánh giá mô hình
interpret(fit)
# Ve so do
bplotsem(fit)

## Phan tich ve Khoang cach tiep can =====
# khai bao mo hinh
model <- '
  # measurement model
  DTR =~ RT + DNN + DDC + DK
  TC =~ KNN + KDC + KGT

# regressions
  DTR ~ TC
,

# fit model
fit <- sem(model, data=X.scaled)
# tom tat ket qua
summary(fit, fit.measures = T)
# đánh giá mô hình

interpret(fit)
# Ve so do
bplotsem(fit)

## Phan tich yeu to kinh te xa hoi =====
# khai bao mo hinh
model <- '
  # measurement model
  DTR =~ RT + DNN + DDC + DK
  XH =~ DC + GNS+ SDN

# regressions
  DTR ~ XH
,

# fit model
fit <- sem(model, data=X.scaled)
# tom tat ket qua

```

```

summary(fit, fit.measures = TRUE)
# đánh giá mô hình
interpret(fit)
# Vẽ sơ đồ
bplotsem(fit)

## Vẽ sơ đồ các biến chung =====
# khai báo mô hình
model <- '
# measurement model
DTR =~ RT + DNN + DDC + DK
TC =~ KNN + KDC + KGT
KH =~ ND + LM
XH =~ DC + GNS + SDN

# regressions
DTR ~ KH + TC + XH
'

# fit model
fit <- sem(model, data=X.scaled)
summary(fit)
# vẽ sơ đồ
semPaths(fit, what="path", whatLabels="name", curve = 2, style = "lisrel",
color = list(lat = rgb(245, 253, 118, maxColorValue = 255),
man = rgb(155, 253, 175, maxColorValue = 255)),
rotation = 4, layoutSplit = FALSE, normalize = T, label.cex=1.5)

```

Phụ lục 8: Bảng Ma trận sai số phân loại của các loại LULC các năm trong giai đoạn điều tra

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2010										
2010	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	176	0	0	1	2	3	0	0	0	96,70
RBTX	1	20	2	0	0	1	0	0	0	83,33
RK	0	4	10	0	0	1	0	1	0	62,50
RTG	5	0	0	18	0	0	0	0	0	78,26
CAOSU	2	0	0	0	43	4	0	0	0	87,76
NN	2	0	1	1	2	126	2	1	0	93,33
DKH	0	0	0	0	0	12	113	20	0	77,93
DC	0	0	0	0	0	9	20	68	0	70,10
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	17	100,00
PA (%)	94,62	83,33	76,92	90,00	91,49	80,77	83,70	75,56	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2011										
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	215	0	0	2	0	3	3	0	0	96,41
RBTX	0	27	0	0	0	1	1	0	0	93,10
RK	0	0	22	0	0	4	0	0	0	84,62
RTG	4	0	0	11	0	0	6	0	0	52,38
CAOSU	0	0	0	0	23	1	0	0	0	95,83
NN	3	0	4	2	2	71	0	1	0	85,54
DKH	7	1	0	6	1	6	53	4	0	67,95
DC	0	0	0	0	0	5	3	39	0	82,98
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	40	100,00
PA (%)	93,89	96,43	84,62	52,38	88,46	78,02	80,30	88,64	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2012										
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	169	0	0	8	4	4	0	0	0	91,35

RBTX	1	32	2	0	0	0	0	0	0	91,43
RK	0	0	7	0	0	8	0	0	0	46,67
RTG	16	0	0	64	0	0	0	0	0	80,00
CAOSU	6	0	0	0	101	2	0	0	0	92,66
NN	5	5	2	0	3	103	3	10	0	78,63
DKH	0	1	0	0	0	5	108	2	2	91,53
DC	0	0	0	0	0	12	8	67	0	77,01
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	37	100,00
PA (%)	85,79	84,21	63,64	88,89	93,52	76,87	90,76	84,81	94,87	

Mã trận sai số phân loại của các loại LULC 2013

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	145	0	0	4	3	1	0	0	0	94,77
RBTX	1	9	0	0	0	6	0	0	0	56,25
RK	0	0	6	0	0	8	2	0	0	37,50
RTG	12	0	0	132	1	0	0	0	0	91,03
CAOSU	5	1	0	1	41	0	0	0	0	85,42
NN	12	0	3	0	0	70	8	5	0	71,43
DKH	1	0	0	0	1	5	161	7	0	92,00
DC	1	0	0	0	0	12	14	41	0	60,29
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	9	100,00
PA (%)	81,92	90,00	66,67	96,35	89,13	68,63	87,03	77,36	100,00	0

Mã trận sai số phân loại của các loại LULC 2014

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	160	0	0	4	1	1	0	0	0	96,39
RBTX	1	10	0	0	0	1	0	0	0	83,33
RK	0	2	8	0	0	1	0	0	0	72,73
RTG	13	0	0	98	0	1	0	0	0	87,50
CAOSU	4	0	0	0	52	1	0	0	0	91,23
NN	2	0	6	0	0	108	5	4	0	86,40
DKH	3	0	0	0	0	12	195	5	0	90,70
DC	0	0	0	0	0	10	4	49	0	77,78
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	12	100,00
PA (%)	87,43	83,33	57,14	96,08	98,11	80,00	95,59	84,48	100,00	

Mã trận sai số phân loại của các loại LULC 2015

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	222	0	0	3	1	1	0	0	0	97,80
RBTX	0	22	1	0	0	0	0	0	0	95,65
RK	0	0	8	0	0	6	0	0	0	57,14
RTG	19	0	0	86	0	3	0	0	0	79,63
CAOSU	6	0	0	0	23	0	0	0	0	79,31
NN	7	0	2	3	1	57	6	2	0	73,08
DKH	3	0	0	1	0	12	74	6	0	77,08
DC	2	0	0	1	0	4	6	28	0	68,29
MN	0	0	0	1	0	0	0	0	16	94,12
PA (%)	85,71	100,00	72,73	90,53	92,00	68,67	86,05	77,78	100,00	0

Mã trận sai số phân loại của các loại LULC 2016

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	260	0	0	3	3	5	3	0	0	94,89
RBTX	0	38	0	0	0	0	0	0	0	100,00
RK	0	1	18	0	0	3	0	0	0	81,82
RTG	13	0	0	129	0	0	0	0	0	90,85
CAOSU	6	0	0	0	25	0	1	0	0	78,13
NN	4	2	9	0	0	50	9	6	0	62,50
DKH	2	0	0	0	0	7	121	6	0	88,97
DC	2	0	1	0	0	10	9	47	0	68,12

MN	0	0	0	0	0	0	0	0	16	100,00
PA (%)	90,59	92,68	64,29	97,73	89,29	66,67	84,62	79,66	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2017

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	158	0	0	3	1	2	0	0	0	96,34
RBTX	0	37	0	0	0	0	0	0	0	100,00
RK	0	2	13	0	0	5	0	1	0	61,90
RTG	15	0	0	152	0	3	0	0	0	89,41
CAOSU	0	0	0	0	11	8	0	0	0	57,89
NN	8	1	5	2	8	64	1	6	0	67,37
DKH	0	0	0	0	0	5	84	6	0	88,42
DC	0	0	1	0	1	3	4	49	0	84,48
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	12	100,00
PA (%)	87,29	92,50	68,42	96,82	52,38	71,11	94,38	79,03	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2018

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	191	0	0	14	4	0	0	0	0	91,39
RBTX	0	11	4	0	0	0	0	0	0	73,33
RK	0	1	16	0	0	1	0	1	0	84,21
RTG	21	0	0	175	1	7	3	0	0	84,54
CAOSU	12	0	0	0	32	4	0	0	0	66,67
NN	5	1	4	5	7	33	9	3	0	49,25
DKH	1	0	0	1	1	15	115	2	0	85,19
DC	0	0	0	1	0	4	9	36	0	72,00
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	14	100,00
PA (%)	83,04	84,62	66,67	89,29	71,11	51,56	84,56	85,71	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2019

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	189	1	0	0	15	1	0	0	0	91,75
RBTX	0	12	5	0	0	1	0	0	0	66,67
RK	0	2	13	0	0	3	0	0	0	72,22
RTG	12	0	0	93	4	5	3	0	0	79,49
CAOSU	9	0	0	0	31	2	0	0	0	73,81
NN	1	0	3	6	12	48	6	6	0	58,54
DKH	0	0	0	0	0	4	99	10	0	87,61
DC	1	0	0	0	0	3	16	69	0	77,53
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	20	100,00
PA (%)	89,15	80,00	61,90	93,94	50,00	71,64	79,84	81,18	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2020

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	155	0	0	10	2	1	0	0	0	92,26
RBTX	0	13	2	1	0	1	0	0	0	76,47
RK	0	3	19	0	0	0	0	1	0	82,61
RTG	8	0	0	124	0	1	3	0	0	91,18
CAOSU	6	0	0	0	30	3	1	0	0	75,00
NN	7	1	4	7	13	41	8	2	0	49,40
DKH	0	0	0	2	0	5	114	7	0	89,06
DC	0	0	1	0	0	1	18	42	0	67,74
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	9	100,00
PA (%)	88,07	76,47	73,08	86,11	66,67	77,36	79,17	80,77	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2021

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	137	0	0	6	15	2	0	0	0	85,63
RBTX	0	13	2	1	0	0	0	0	0	81,25

RK	0	6	7	0	0	1	0	0	0	50,00
RTG	15	0	0	149	0	5	2	0	0	87,13
CAOSU	16	0	0	0	50	3	3	0	0	69,44
NN	4	0	5	0	8	48	5	1	0	67,61
DKH	2	0	0	2	1	10	157	8	0	87,22
DC	0	0	0	1	1	5	11	66	0	78,57
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	10	100,00
PA (%)	78,74	68,42	50,00	93,71	66,67	64,86	88,20	88,00	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2022

	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	178	0	0	5	3	4	6	0	0	90,82
RBTX	0	17	0	0	1	1	0	0	0	89,47
RK	0	1	11	0	0	8	0	0	0	55,00
RTG	12	0	0	76	1	3	7	0	0	76,77
CAOSU	1	0	0	0	15	7	2	0	0	60,00
NN	10	3	4	0	2	50	8	6	0	60,24
DKH	0	0	0	2	2	8	45	10	0	67,16
DC	0	0	1	0	0	2	7	149	0	93,71
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	15	100,00
PA (%)	88,56	80,95	68,75	91,57	62,50	60,24	60,00	90,30	100,00	

Ma trận sai số phân loại của các loại LULC 2023

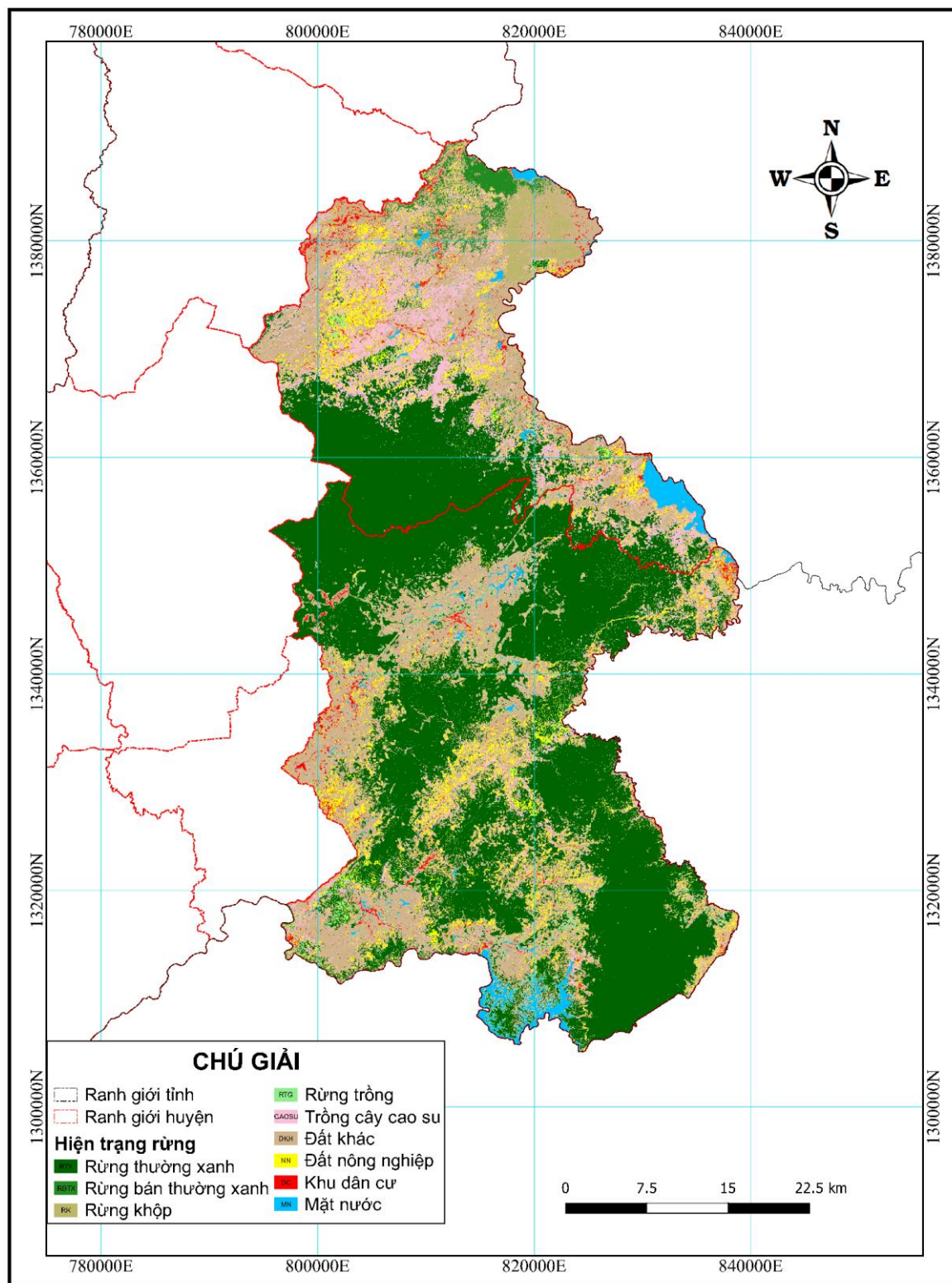
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	UA (%)
RTX	180	0	0	11	17	2	0	0	0	85,71
RBTX	0	14	4	0	0	1	0	0	0	73,68
RK	0	6	23	0	0	2	0	4	0	65,71
RTG	5	0	0	160	2	3	0	0	0	94,12
CAOSU	14	0	0	1	100	5	0	0	0	83,33
NN	5	5	7	2	7	50	10	6	0	54,35
DKH	2	0	0	0	2	6	107	16	0	80,45
DC	0	0	0	0	0	2	9	155	0	93,37
MN	0	0	0	0	0	0	0	0	16	100,00
PA (%)	87,38	56,00	67,65	91,95	78,13	70,42	84,92	85,64	100,00	

Trong đó: (RTX) rừng gỗ tự nhiên lá rộng thường xanh; (RBTX) rừng gỗ tự nhiên lá rộng bán thường xanh; (RK) rừng gỗ tự nhiên lá rộng rụng lá; (RTG) rừng trồng; (CAOSU) Đất trồng cao su; (NN) đất nông nghiệp; (DC) khu vực dân cư, (MN) mặt nước, (DKH) đất khác

Phụ lục 9. Bản đồ LULC từng năm trong giai đoạn điều tra

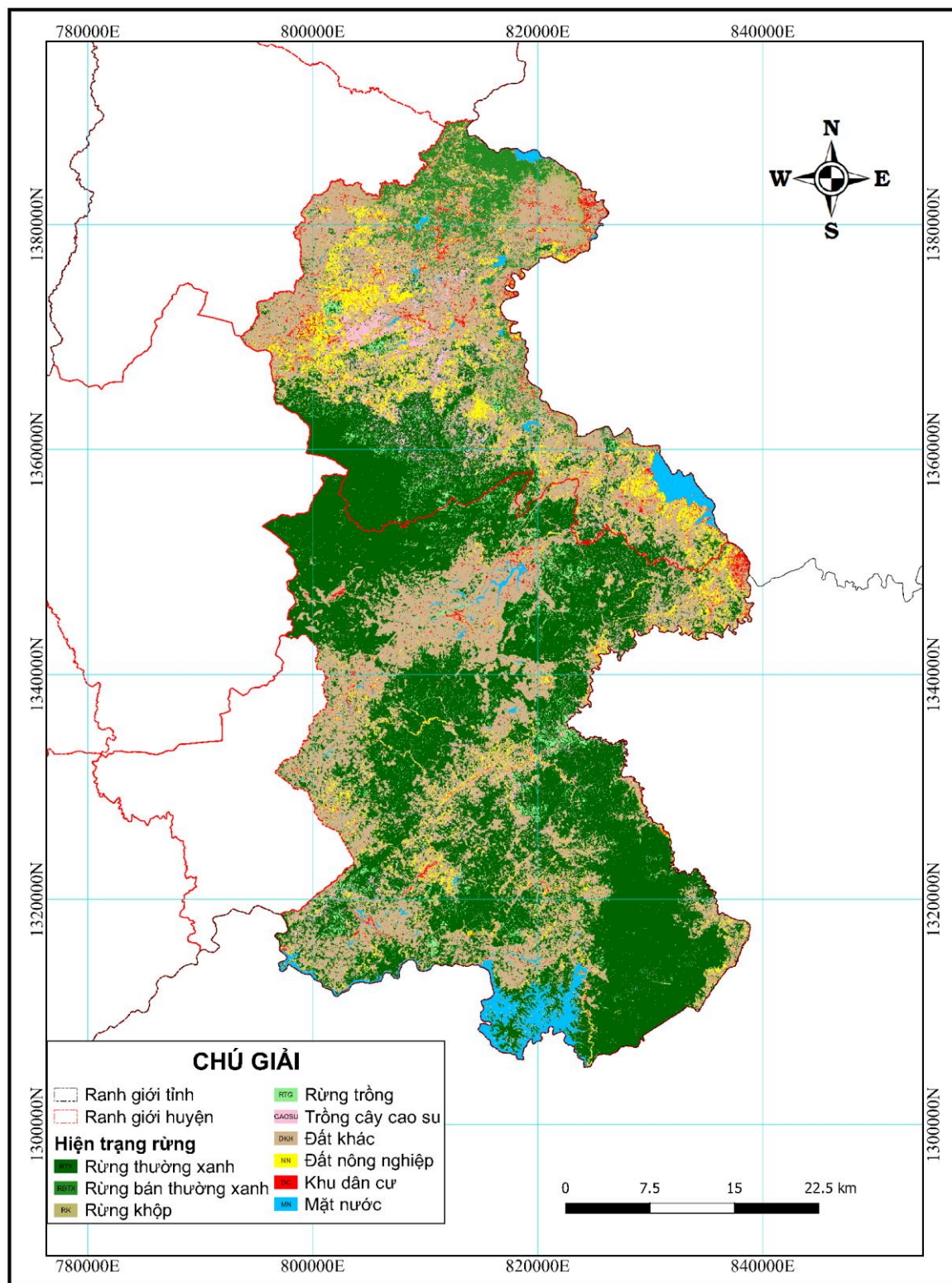
**BẢN ĐỒ HIỆN THẢM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2011
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



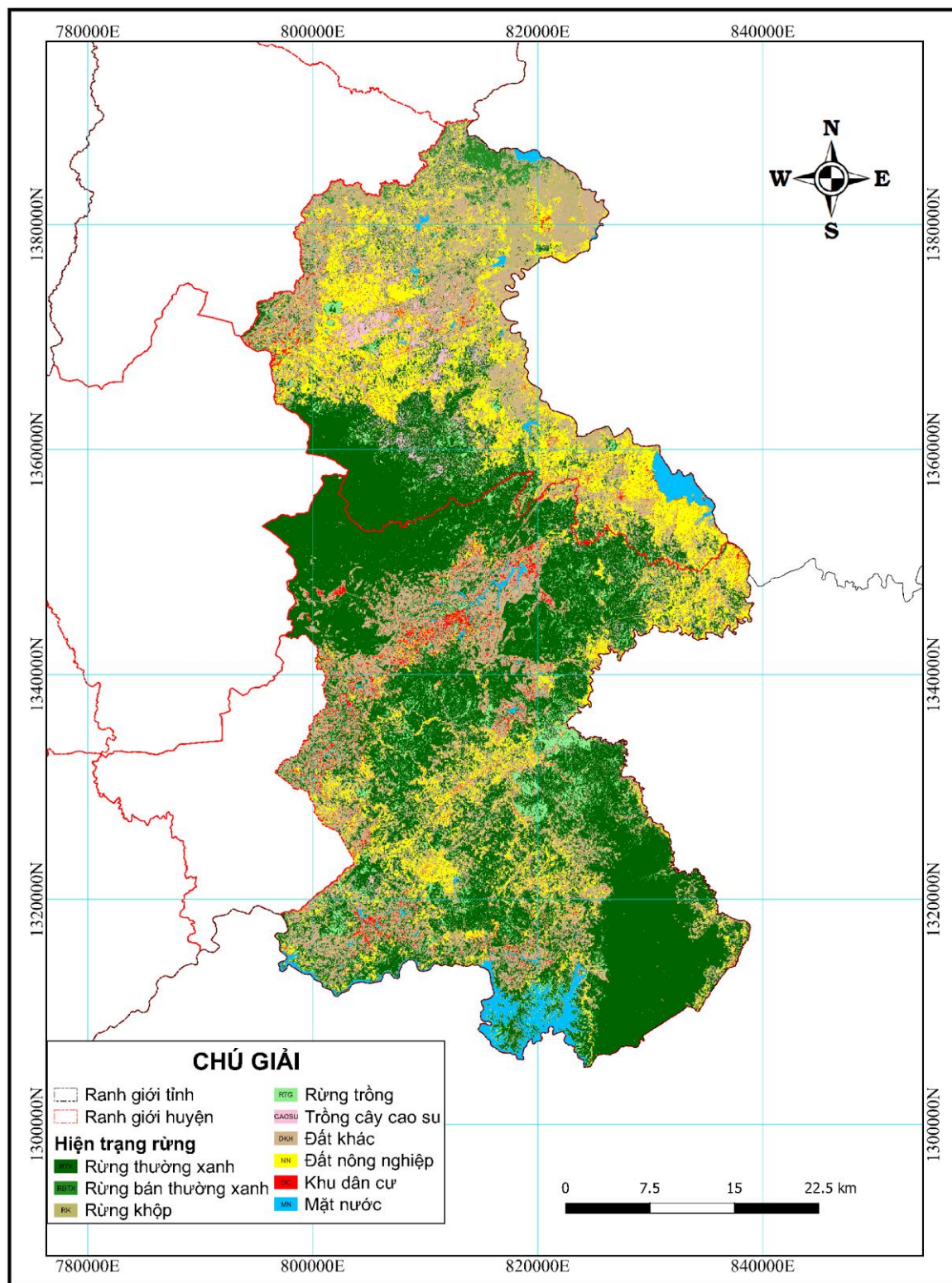
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2012
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000

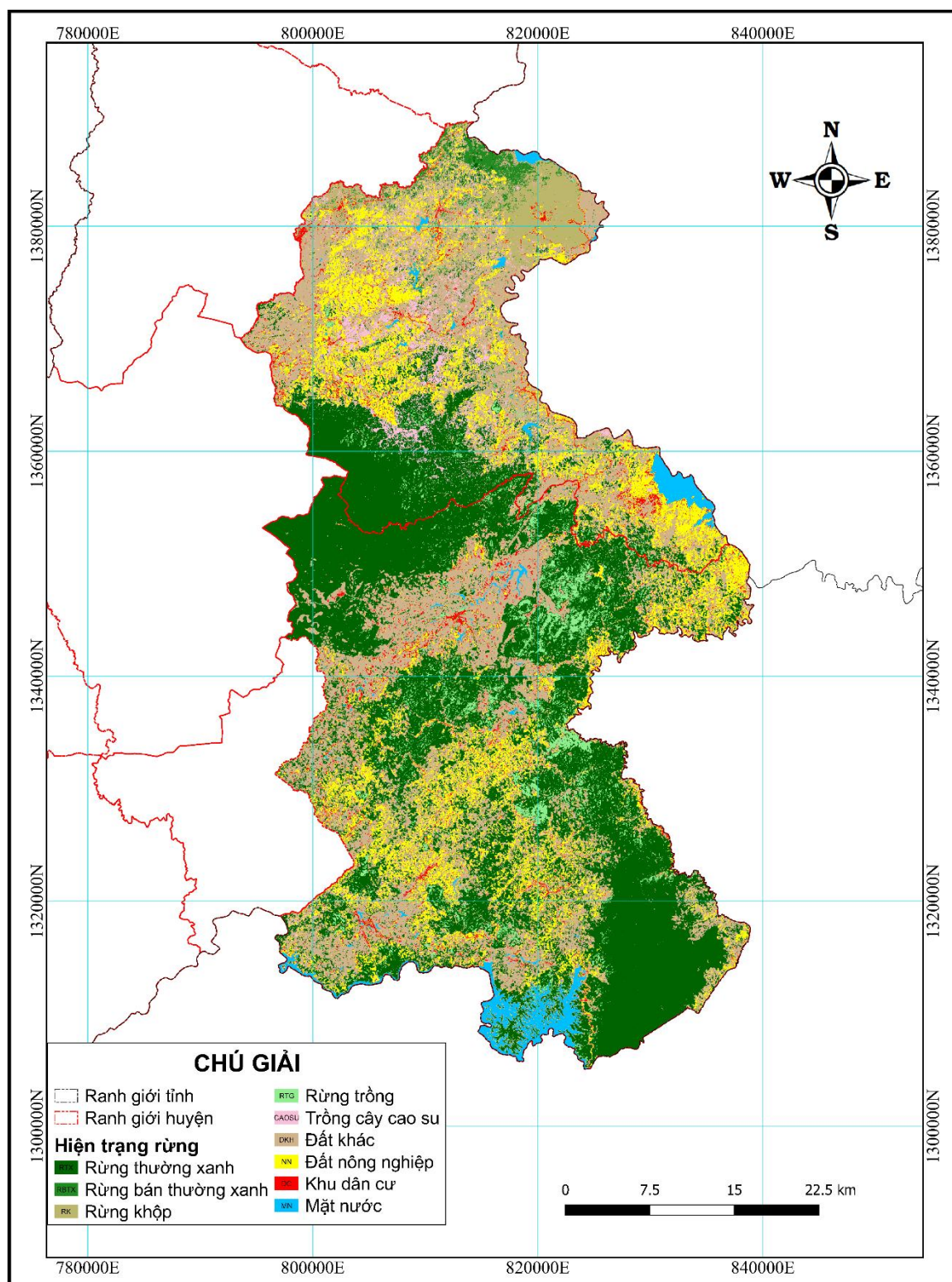


**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2013
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000

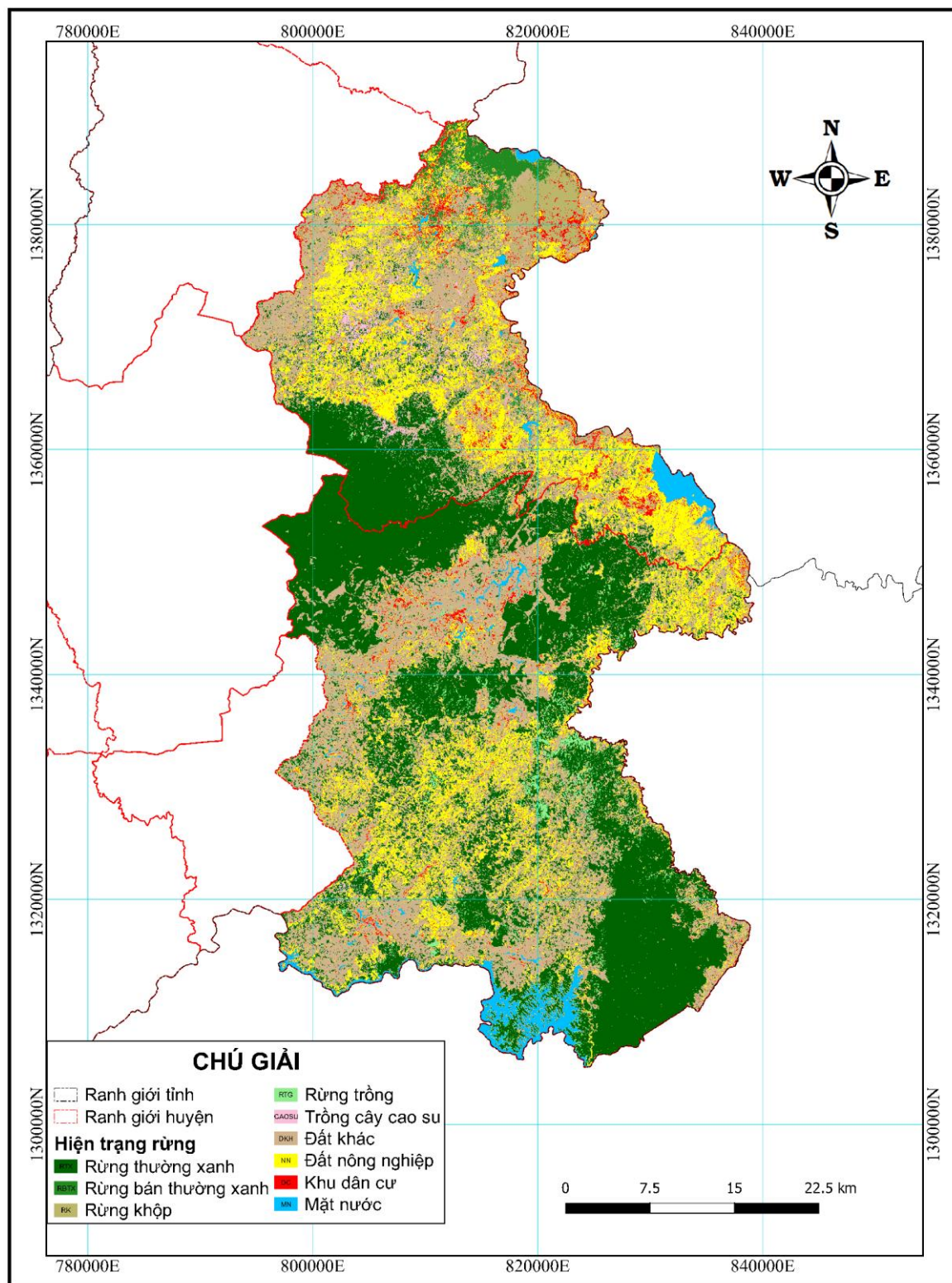


BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2014
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



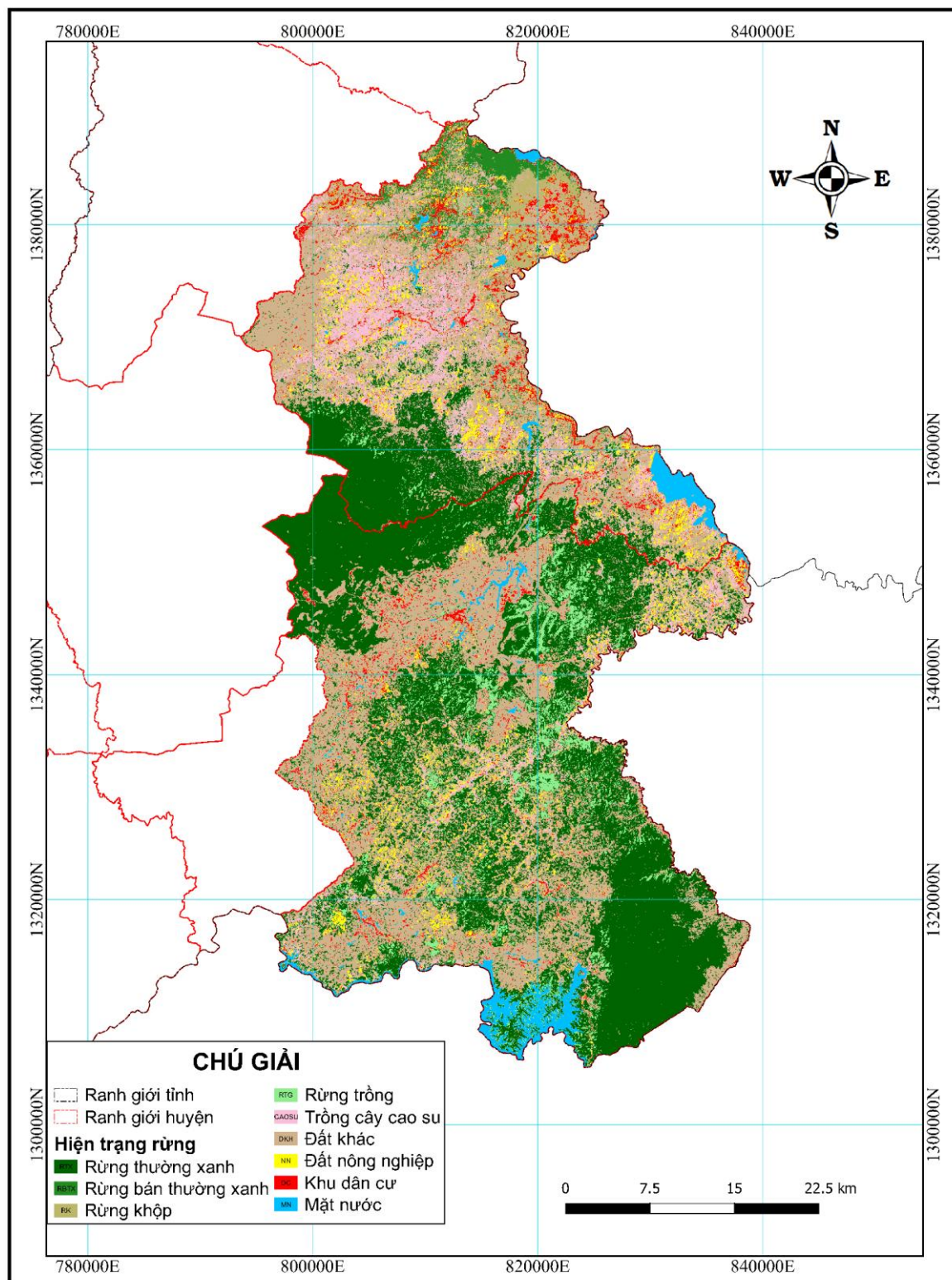
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2016
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



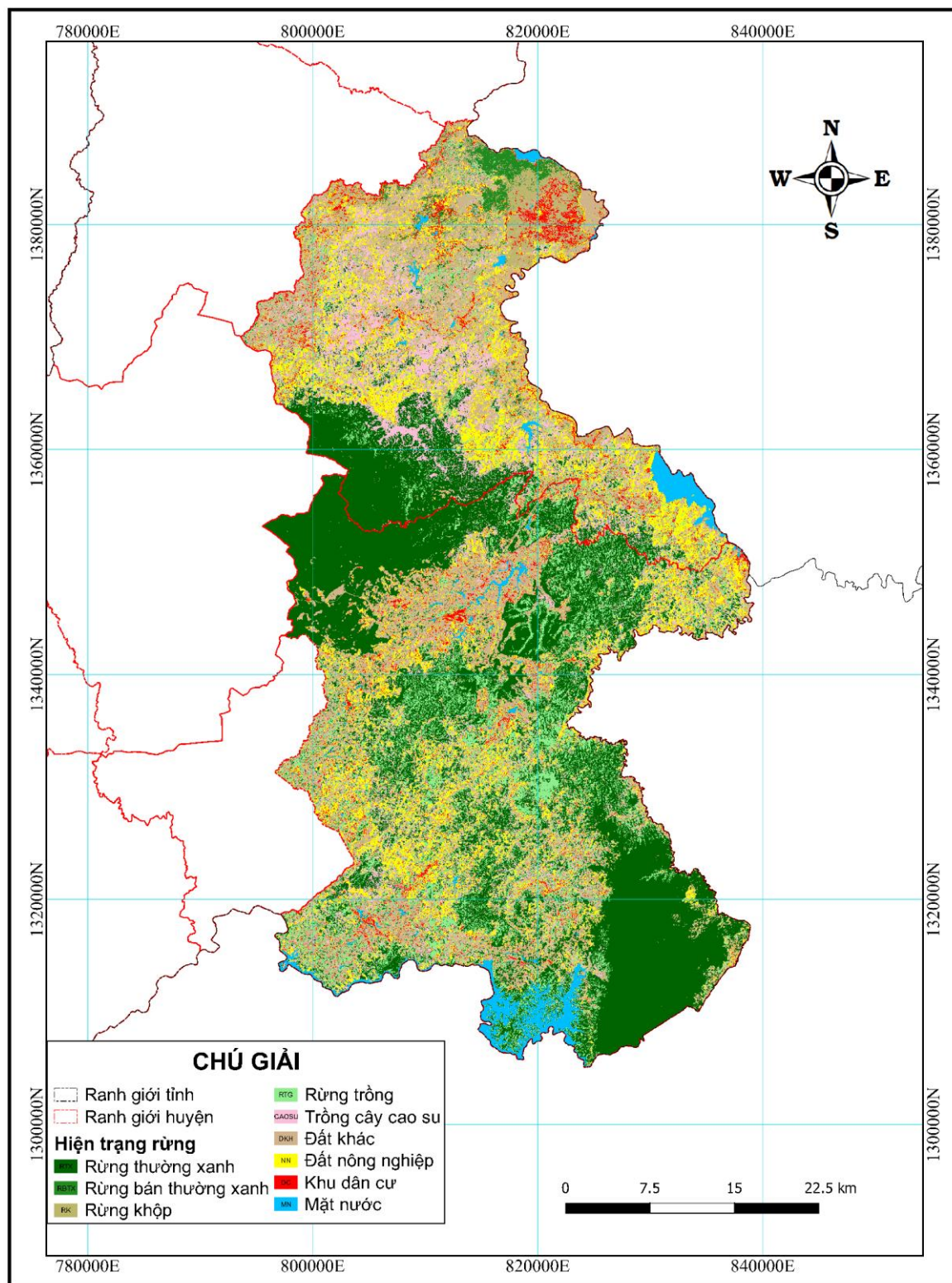
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2017
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



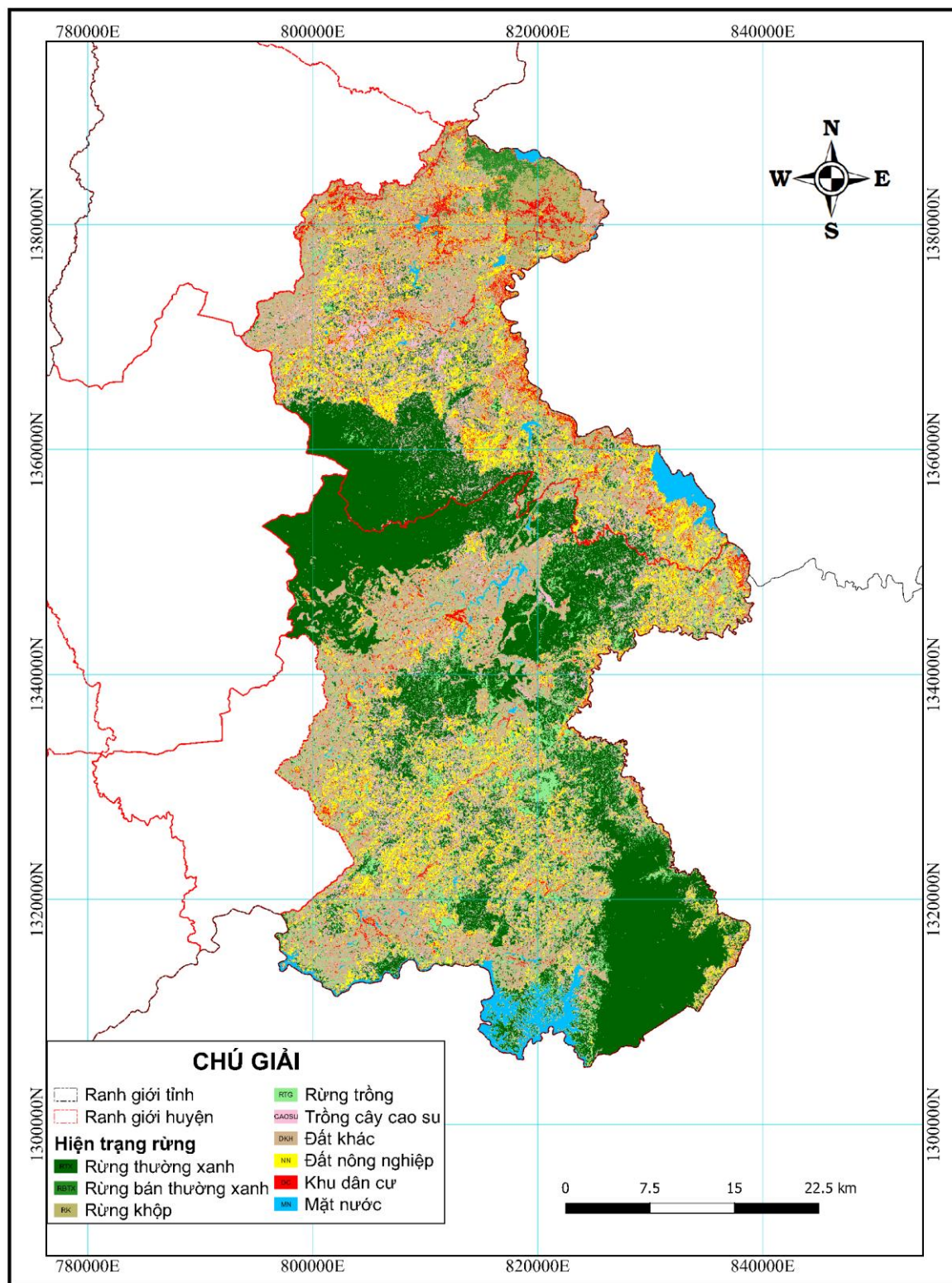
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2018
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



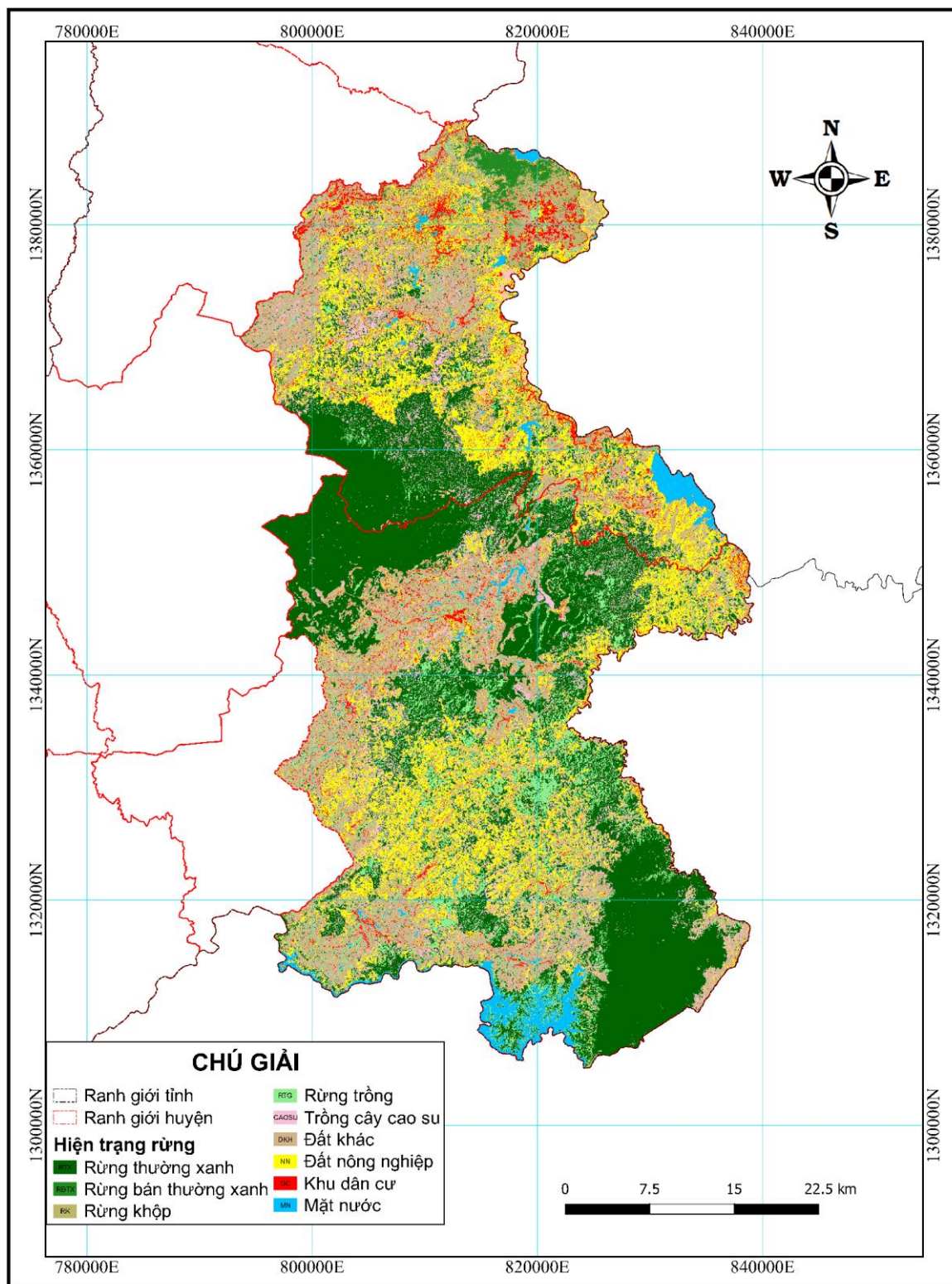
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2019
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



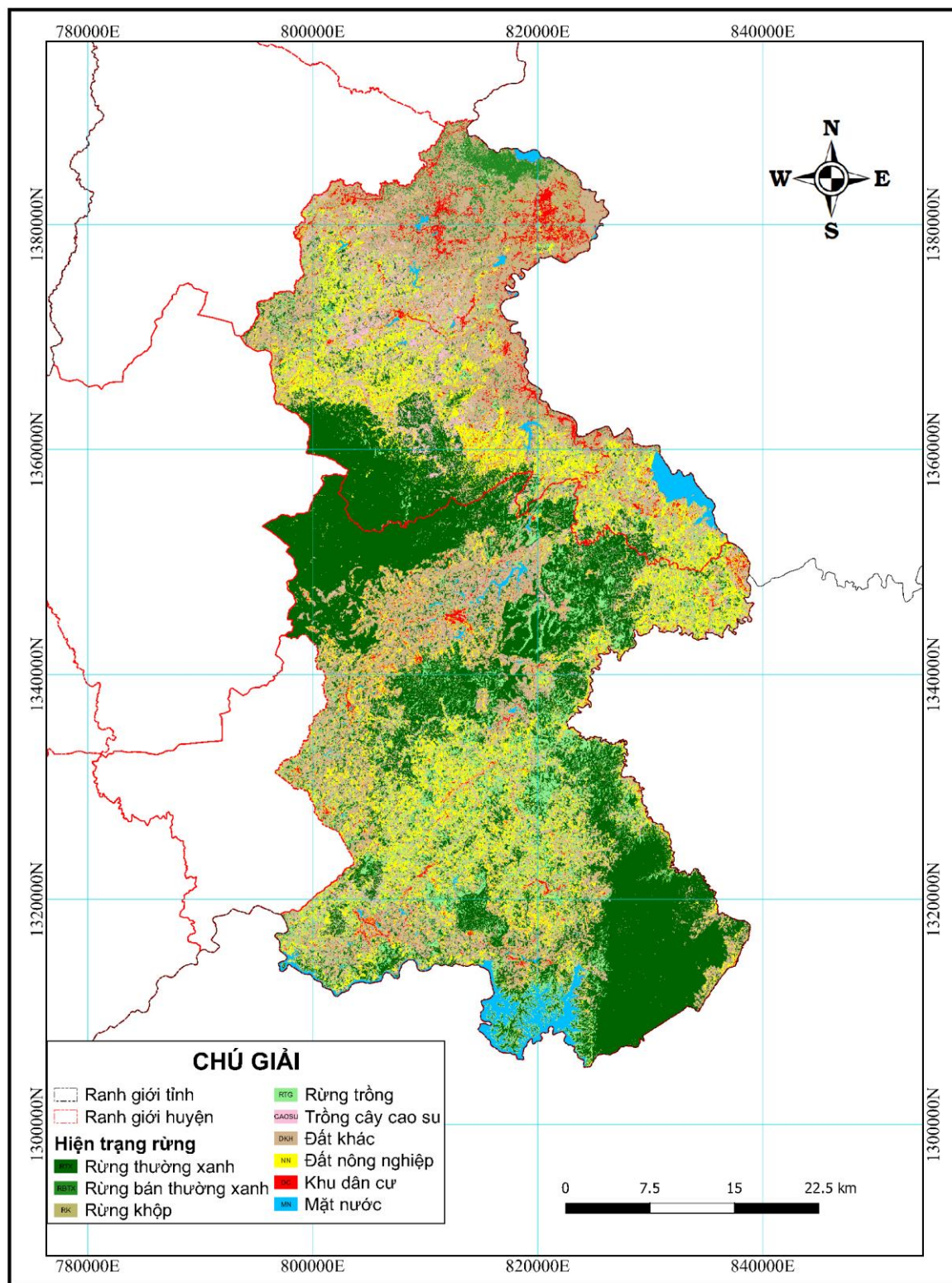
**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2021
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



**BẢN ĐỒ THẨM PHỦ SỬ DỤNG ĐẤT NĂM 2022
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG**

Tỷ lệ 1: 300.000



Phụ lục 10: Ma trận chuyển đổi LULC từng cặp năm trong giai đoạn điều tra (Đơn vị tính: ha)

Ma trận biến động giai đoạn 2011 – 2012										
2011	2012									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	99.856,13	11,52	98,07	340,80	179,70	5.328,20	631,25	81,54	379,89	106.907,10
RBTX	44,73	2.734,29	18,9	1,44	25,83	160,28	113,05	33,39	8,82	3.140,73
RK	91,89	186,17	974,83	2,88	98,37	2.788,38	133,2	210,42	16,74	4.502,88
RTG	14,29	41,67	7,74	3189,95	126,27	957,18	61,38	13,5	475,83	4.887,81
CAOSU	97,87	44,22	57,85	123,03	8.679,57	8.211,07	1.901,43	944,88	356,13	20.416,05
NN	939,12	1.198,24	2.085,86	690,07	1.300,98	56.928,16	348,99	195,10	564,66	64.251,18
DKH	835,12	106,11	61,56	602,64	184,19	2.692,66	9.345,22	781,6	69,84	14.678,94
DC	19,44	52,2	25,38	0,18	13,41	786,50	418,68	1.838,26	56,34	3.210,39
MN	46,71	13,05	1,08	12,24	2,79	256,14	65,43	92,7	4.073,67	4.563,81
Tổng	101.945,30	4.387,47	3.331,27	4.963,23	10.611,11	78.108,57	13.018,63	4.191,39	6.001,92	226.558,89
Ma trận biến động giai đoạn 2012 – 2013										
2012	2013									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	92.478,37	122,67	236,61	3.548,95	2.064,96	798,20	2.494,57	190,71	10,26	101.945,30
RBTX	418,68	2.085,47	538,56	55,08	300,15	910,95	69,04	5,76	3,78	4.387,47
RK	74,25	131,04	1.493	7,56	45,45	1.320,41	253,53	5,22	0,81	3.331,27
RTG	266,74	9,54	14,58	4.200,95	35,1	340,29	78,21	11,7	6,12	4.963,23
CAOSU	1.973,52	96,57	184,86	219,06	2.569,50	4.170,44	1.295,28	95,04	6,84	10.611,11
NN	1.666,60	1285,54	1.731,70	767,52	1.571,85	53.594,75	13.639,15	3.719,34	132,12	78.108,57
DKH	861,39	22,9	101,25	27,09	121,5	2.441,97	9.022,05	386,91	33,57	13.018,63
DC	57,69	32,31	144,36	6,3	27,72	1.758,87	1.489,41	661,68	13,05	4.191,39
MN	105,57	19,53	6,57	66,15	0,81	239,58	84,69	39,33	5.439,69	6.001,92
Tổng	97.902,81	3.805,57	4.451,49	8.898,66	6.737,04	65.575,46	28.425,93	5.115,69	5.646,24	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2013 – 2014

2013	2014									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	85.369,70	350,19	82,08	2.759,74	2.289,15	3.711,60	3.137,13	170,73	32,49	97.902,81
RBTX	161,55	1.167,48	307,89	45,09	108,27	935,82	1045,72	13,86	19,89	3.805,57
RK	93,51	192,96	1.864,26	15,93	216,27	1.709,64	283,05	71,01	4,86	4.451,49
RTG	625,65	42,57	18,9	6.436,20	64,98	1.464,93	196,02	16,65	32,76	8.898,66
CAOSU	307,87	177,3	18,36	46,53	4.536,74	1.216,26	396,09	37,89		6.737,04
NN	944,32	1.224,54	1.841,93	240,66	901,78	49.208,58	8.860,51	2.189,88	163,26	65.575,46
DKH	553,85	39,15	486,99	7,83	677,79	7.915,77	16.838,98	1.842,75	62,82	28.425,93
DC	100,08	3,42	79,2	5,58	37,53	2.891,16	816,66	1.155,60	26,46	5.115,69
MN	4,14	2,43	6,93	8,46	0,18	206,91	52,02	3,87	5.361,30	5.646,24
Tổng	88.160,67	3.200,04	4.706,54	9.566,02	8.832,69	69.260,67	31.626,18	5.502,24	5.703,84	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2014 – 2015

2014	2015									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	80.764,85	52,89	41,13	2.011,97	1.034,63	3.022,96	1.032,71	193,41	6,12	88.160,67
RBTX	184,41	1.608,21	152,82	94,32	55,35	1.026,63	63,99	10,98	3,33	3.200,04
RK	18,18	458,01	2.023,29	37,35	8,19	1.387,61	160,02	599,94	13,95	4.706,54
RTG	810,96	31,05	8,37	6.354,24	1105,22	1139,54	83,52	23,67	9,45	9.566,02
CAOSU	185,17	72,98	901,34	234,54	2.164,95	3.741,98	1.486,82	44,91		8.832,69
NN	1.322,90	1.733,81	1.376,37	3.298,14	676,8	48.820,73	9.847,17	2.013,93	170,82	69.260,67
DKH	55,69	123,57	74,61	801,27	487,17	9.713,00	19.356,48	972,99	41,4	31.626,18
DC	23,85	9,81	38,7	51,66	15,75	2.283,57	1.681,56	1.395,72	1,62	5.502,24
MN	25,02	6,84	12,42	73,26		176,67	9	17,91	5.382,72	5.703,84
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

Ma trận biến động giai đoạn 2015 – 2016

2015	2016									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	76.913,92	70,65	312,03	1.188,70	1.173,24	2.039,08	1.530,87	133,02	29,52	83.391,03
RBTX	192,78	2.363,94	158,76	30,42	18,18	714,34	400,5	211,05	7,2	4.097,17
RK	30,33	366,84	2.340,89	2,61	7,74	1.233,45	321,03	313,38	12,78	4.629,05
RTG	1.235,39	90,27	149,94	4.618,73	67,05	5.407,84	1.273,95	56,34	57,24	12.956,75
CAOSU	1.486,17	12,51	14,31	212,15	1.715,40	1187,13	905,45	14,94	-	5.548,06
NN	134,24	777,6	1.098,18	362,52	761,04	54.578,15	11.478,13	2.005,56	117,27	71.312,69
DKH	261,34	151,02	205,74	41,76	581,94	10.727,10	20.212,92	1.531,08	8,37	33.721,27
DC	39,87	21,69	661,68	3,24	3,33	1.357,11	1.448,82	1.715,58	22,14	5.273,46
MN	30,87	1,89	22,05	51,57	-	54,54	39,33	12,78	5.416,38	5.629,41
Tổng	80.324,91	3.856,41	4.963,58	6.511,70	4.327,92	77.298,74	37.611,00	5.993,73	5.670,90	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2016 – 2017

2016	2017									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	72.987,93	66,24	14,4	3.199,83	629,90	2.958,16	272,88	143,91	51,66	80.324,91
RBTX	587,03	1.800,49	288	45,72	11,16	987,66	31,95	83,97	20,43	3.856,41
RK	606,47	163,35	1.738,62	35,01	126,81	1.020,63	162,45	948,69	161,55	4.963,58
RTG	346,04	212,42	4,32	4.371,41	49,14	611,19	821,24	13,23	82,71	6.511,70
CAOSU	1.263,24	310,89	7,65	130,86	1.343,16	1.167,81	81,72	21,78	0,81	4.327,92
NN	2.418,66	1.116,27	1.478,61	1.406,79	7.372,89	56.244,06	4.629,41	2.320,74	311,31	77.298,74
DKH	2.492,19	355,86	406,62	778,59	4.623,20	19.241,13	8.258,61	1.323,22	131,58	37.611,00
DC	54,81	185,4	430,83	13,05	244,17	2.376,45	441,72	2.192,94	54,36	5.993,73
MN	16,74	0,54	1,08	20,79	0,54	85,41	0,18	7,56	5.538,06	5.670,90
Tổng	80.773,11	4.211,46	4.370,13	10.002,05	14.400,97	84.692,50	14.700,16	7.056,04	6.352,47	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2017 – 2018

2017	2018									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	69.751,35	16,47	89,73	3.698,44	3.489,96	2.859,12	567,08	279,81	21,15	80.773,11
RBTX	32,13	1.744,20	181,44	124,92	34,56	1.785,24	246,69	61,65	0,63	4.211,46
RK	3,6	326,43	1.866,06	73,44	21,51	1.182,06	433,62	460,35	3,06	4.370,13
RTG	1.827,43	409	16,29	5.367,20	514,71	1379,89	412,47	40,32	34,74	10.002,05
CAOSU	909,16	28,26	138,33	184,35	5.701,83	6.076,17	1.039,41	323,01	0,45	14.400,97
NN	1.796,96	1147,92	1.876,68	10.537,86	9.154,26	50.642,80	5.167,15	4.235,58	133,29	84.692,50
DKH	384,05	11,61	62,37	690,57	606,15	6.319,25	6.258,06	367,02	1,08	14.700,16
DC	82,71	75,78	345,69	280,26	69,21	1.597,81	2.202,48	2.385,36	16,74	7.056,04
MN	58,68	5,76	30,6	17,1	0,45	108,45	36,99	55,53	6.038,91	6.352,47
Tổng	74.846,07	3.765,43	4.607,19	20.974,14	19.592,64	71.950,79	16.363,95	8.208,63	6.250,05	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2018 – 2019

2018	2019									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	67.784,94	19,62	25,2	1.829,41	3.680,07	576,77	829,08	77,85	23,13	74.846,07
RBTX	83,24	2.065,34	342,63	19,44	17,73	1.110,96	34,29	90,81	0,99	3.765,43
RK	93,85	326,97	1.915,02	110,7	31,23	1.620,74	183,15	317,25	8,28	4.607,19
RTG	1.520,93	39,69	79,38	8.746,38	1.842,30	6.052,39	2.324,34	362,97	5,76	20.974,14
CAOSU	1.577,81	84,41	10,98	680,31	8.358,66	7.145,81	1.522,44	212,13	0,09	19.592,64
NN	1.678,14	327,06	755,82	4.867,58	7.249,53	47.528,71	6.787,61	2.698,11	58,23	71.950,79
DKH	994,82	47,43	152,91	1.312,20	27,45	430,03	10.554,21	2.837,07	7,83	16.363,95
DC	261,92	27,54	692,19	470,61	147,87	2.792,95	1.227,78	2.578,95	8,82	8.208,63
MN	132,94	17,28	7,92	57,33	0,09	87,47	55,08	17,73	5.874,21	6.250,05
Tổng	74.128,59	2.955,34	3.982,05	18.093,96	21.354,93	67.345,83	23.517,98	9.192,87	5.987,34	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2019 – 2020

2019	2020									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	66.999,66	5,31	3,33	2.499,43	1.026,07	3.116,98	437,49	34,29	6,03	74.128,59
RBTX	539,51	1.376,64	194,31	36,9	6,57	701,51	70,47	21,69	7,74	2.955,34
RK	514,95	555,12	1.664,28	66,95	17,46	764,77	84,33	311,4	2,79	3.982,05
RTG	1.717,51	17,28	13,14	8.739,90	915,48	4.378,41	2039,09	255,69	17,46	18.093,96
CAOSU	1.913,74	16,11	6,39	2.671,20	6.901,02	7.046,15	682,42	2117,63	0,27	21.354,93
NN	753,30	780,21	792	8.503,83	9.878,67	36.997,29	6.994,71	2.589,12	56,7	67.345,83
DKH	995,06	37,08	69,39	1.666,98	2.000,79	3.033,00	14.497,80	1.200,69	17,19	23.517,98
DC	194,65	40,14	317,16	471,51	563,58	1.863,63	2.734,58	3.005,46	2,16	9.192,87
MN	80,99	5,58	4,86	38,98	0,09	63,27	90	67,77	5.635,80	5.987,34
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

Ma trận biến động giai đoạn 2020 – 2021

2020	2021									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	63.783,67	35,01	27,54	4.073,94	4.165,63	1.427,66	146,87	45,99	3,06	73.709,37
RBTX	16,38	1.659,06	411,3	39,51	17,01	518,22	89,64	67,05	15,3	2.833,47
RK	704,23	265,68	1.443,87	14,94	4,14	402,72	115,11	106,25	7,92	3.064,86
RTG	1.920,19	25,65	146,16	9.184,50	2.030,94	7.910,46	3.028,41	337,68	111,69	24.695,68
CAOSU	2.742,28	70,56	74,25	610,65	4.934,70	7.724,34	4.923,90	226,89	2,16	21.309,73
NN	2.956,75	424,44	1.164,06	3.230,73	5.759,57	34.573,00	6.046,08	3.734,33	76,05	57.965,01
DKH	1510,84	84,33	158,76	652,77	1.262,88	5.155,11	16.655,09	1.871,73	279,38	27.630,89
DC	427,9	16,47	210,78	203,13	87,84	2.290,68	3.389,47	2.930,40	47,07	9.603,74
MN	200,99	1,8	1,98	65,07	0,18	40,05	19,35	6,39	5.410,33	5.746,14
Tổng	74.263,23	2.583,00	3.638,70	18.075,24	18.262,89	60.042,24	34.413,92	9.326,71	5.952,96	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2021 – 2022

2021	2022									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	61.956,00	121,05	82,26	3.114,17	2.188,52	4.134,05	2.588,88	77,22	1,08	74.263,23
RBTX	506,84	1.384,65	337,23	20,97	9,54	270,22	13,59	35,1	4,86	2.583,00
RK	417,91	138,87	1.266,21	91,44	37,35	1.087,16	219,42	374,76	5,58	3.638,70
RTG	2.849,83	103,77	153	8.189,91	282,6	2.916,63	1.860,08	1657,23	62,19	18.075,24
CAOSU	2.755,95	122,67	78,03	793,89	3.994,21	7.366,24	3.019,78	130,41	1,71	18.262,89
NN	2.913,54	273,50	369,71	5.493,78	5.135,58	36.256,72	7.345,44	2.184,76	69,21	60.042,24
DKH	1884,18	212,58	537,39	4.957,74	817,74	7.550,10	16.021,53	2.324,30	108,36	34.413,92
DC	427	37,8	746,19	286,74	50,94	3.522,03	1.369,62	2.876,04	10,35	9.326,71
MN	108,73	0,54	5,4	26,46		95,12	29,25	39,96	5.647,50	5.952,96
Tổng	73.819,98	2.395,43	3.575,42	22.975,10	12.516,48	63.198,27	32.467,59	9.699,78	5.910,84	226.558,89

Ma trận biến động giai đoạn 2022 – 2023

2022	2023									
	RTX	RBTX	RK	RTG	CAOSU	NN	DKH	DC	MN	Tổng
RTX	58.558,08	16,11	5,22	3.349,61	4.578,54	6.526,99	677,52	94,23	13,68	73.819,98
RBTX	92,43	1.437,39	355,05	34,92	168,39	214,82	55,44	36,45	0,54	2.395,43
RK	63,09	265,59	1.418,67	37,26	84,78	444,14	378,18	873,63	10,08	3.575,42
RTG	1.568,94	39,33	48,51	14.701,85	1.741,41	1.479,99	3.076,74	274,14	44,19	22.975,10
CAOSU	1.698,39	20,16	27,81	274,95	5.307,66	4.773,87	358,38	55,08	0,18	12.516,48
NN	5.496,93	1.091,34	1.957,77	3.356,84	1.451,55	39.947,35	6.819,66	2.809,80	267,03	63.198,27
DKH	3.207,87	8,73	138,15	875,43	1.861,18	10.616,60	14.330,07	1.361,52	68,04	32.467,59
DC	7,56	21,78	385,56	7,11	44,19	1931,32	3.144,66	4.100,54	57,06	9.699,78
MN	0,54	2,07	10,44	1,89	0,45	28,44	17,73	100,53	5.748,75	5.910,84
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

Phụ lục 11: Chi tiết các mẫu Hotpost suy thoái rừng qua từng giai đoạn

***2010 – 2023**

TT	2010-2023	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,966	0,049	-2	1.000,89
2	RBTX-DKH	-1,966	0,049	-2	162,27
3	RBTX-DC	-1,966	0,049	-2	313,20
4	RBTX-CAOSU	-2,245	0,025	-2	46,80
5	RTX-DKH	2,044	0,041	2	9.695,70
6	RK-NN	-2,245	0,025	-2	1.168,29
7	RK-DC	-1,966	0,049	-2	1.414,35
8	RTX-NN	2,044	0,041	2	13.816,62
9	RBTX-RTG	-1,966	0,049	-2	19,71
10	RK-DKH	-2,245	0,025	-2	223,56
11	RTX-DC	2,044	0,041	2	823,59
12	RK-CAOSU	-2,245	0,025	-2	128,52
13	RK-RTG	2,044	0,041	2	21,51
14	RTX-CAOSU	2,044	0,041	2	2.977,73
15	RTX-RTG	2,245	0,025	2	14.050,76
16	RBTX-MN	0,743	0,458	0	34,92
17	RTX-MN	0,644	0,519	0	2.022,93
18	RK-MN	2,213	0,027	2	81,36

***2010 – 2011**

TT	2010-2011	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,028	0,304	0	1289,43
2	RBTX-CAOSU	-1,387	0,165	0	134,01
3	RTX-NN	2,171	0,030	2	2128,25
4	RK-NN	-1,387	0,165	0	2203,97
5	RBTX-DC	-1,387	0,165	0	23,94
6	RK-DC	-1,387	0,165	0	58,59
7	RBTX-DKH	-1,387	0,165	0	13,59
8	RK-DKH	-1,772	0,076	-1	51,48
9	RTX-DKH	1,815	0,070	1	2628,9
10	RTX-RTG	1,815	0,070	1	1404,17
11	RBTX-RTG	-1,387	0,165	0	15,3
12	RK-CAOSU	-1,772	0,076	-1	388,26
13	RTX-CAOSU	1,427	0,154	0	1107,7
14	RBTX-MN	-2,430	0,015	-2	18,9
15	RK-RTG	-0,214	0,831	0	22,32
16	RTX-DC	1,815	0,070	1	16,56
17	RK-MN	-0,952	0,341	0	77,4

18	RTX-MN	1,201	0,230	0	655,8
*2011 – 2012					
TT	2011-2012	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-0,610	0,542	0	160,28
2	RBTX-DC	-0,477	0,633	0	33,39
3	RK-NN	-0,610	0,542	0	2788,38
4	RK-DC	-0,610	0,542	0	210,42
5	RBTX-CAOSU	-0,610	0,542	0	25,83
6	RBTX-RTG	-0,610	0,542	0	1,44
7	RBTX-DKH	-0,610	0,542	0	13,05
8	RK-DKH	-0,620	0,535	0	133,2
9	RTX-DC	1,300	0,193	0	81,54
10	RTX-NN	1,584	0,113	0	5328,2
11	RTX-CAOSU	1,300	0,193	0	179,7
12	RTX-DKH	1,300	0,193	0	631,25
13	RTX-RTG	1,584	0,113	0	340,8
14	RK-CAOSU	-0,610	0,542	0	98,37
15	RK-RTG	-0,634	0,526	0	2,88
16	RBTX-MN	-0,589	0,556	0	8,82
17	RK-MN	-0,589	0,556	0	16,74
18	RTX-MN	-0,381	0,703	0	379,89
19	RBTX-NN	-0,610	0,542	0	160,28
20	RBTX-DC	-0,477	0,633	0	33,39
*2012 – 2013					
TT	2012-2013	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,777	0,076	-1	910,95
2	RK-NN	-1,777	0,076	-1	1320,41
3	RBTX-DC	-2,159	0,031	-2	5,76
4	RBTX-CAOSU	-1,777	0,076	-1	300,15
5	RTX-CAOSU	1,432	0,152	0	2064,96
6	RTX-NN	2,609	0,009	3	798,2
7	RBTX-RTG	-1,777	0,076	-1	55,08
8	RBTX-DKH	-2,159	0,031	-2	69,04
9	RTX-DKH	2,157	0,031	2	2494,57
10	RK-DKH	-2,159	0,031	-2	253,53
11	RK-CAOSU	-2,159	0,031	-2	45,45
12	RBTX-MN	-1,162	0,245	0	3,78
13	RK-RTG	-1,777	0,076	-1	7,56
14	RTX-RTG	2,609	0,009	3	548,95
15	RK-DC	-2,159	0,031	-2	5,22
16	RK-MN	-1,162	0,245	0	0,81

17	RTX-DC	2,159	0,031	2	190,71
18	RTX-MN	-0,764	0,445	0	10,26
19	RBTX-NN	-1,777	0,076	-1	910,95

***2013-2014**

TT	2013-2014	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-0,926	0,355	0	935,82
2	RTX-NN	1,715	0,086	1	3711,6
3	RK-NN	-1,435	0,151	0	1709,64
4	RTX-DKH	1,718	0,086	1	3137,13
5	RTX-CAOSU	-1,597	0,110	0	2289,15
6	RBTX-CAOSU	-1,313	0,189	0	108,27
7	RK-DKH	-1,435	0,151	0	283,05
8	RK-DC	-1,184	0,236	0	71,01
9	RBTX-DKH	-1,184	0,236	0	1045,72
10	RBTX-RTG	-1,435	0,151	0	45,09
11	RBTX-DC	-1,331	0,183	0	13,86
12	RBTX-MN	1,798	0,072	1	19,89
13	RTX-RTG	1,715	0,086	1	2759,74
14	RK-CAOSU	-1,331	0,183	0	216,27
15	RK-RTG	1,294	0,196	0	15,93
16	RTX-DC	1,715	0,086	1	170,73
17	RK-MN	-1,073	0,283	0	4,86
18	RTX-MN	0,082	0,935	0	32,49

***2014-2015**

TT	2014-2015	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,975	0,048	-2	1026,63
2	RBTX-DKH	-2,403	0,016	-2	63,99
3	RBTX-RTG	-2,386	0,017	-2	94,32
4	RK-DKH	-1,975	0,048	-2	160,02
5	RTX-RTG	2,402	0,016	2	2011,97
6	RBTX-DC	-2,386	0,017	-2	10,98
7	RK-DC	-1,867	0,062	-1	599,94
8	RK-NN	-1,867	0,062	-1	1387,61
9	RTX-NN	1,975	0,048	2	3022,96
10	RTX-DKH	2,251	0,024	2	3232,71
11	RTX-DC	2,251	0,024	2	193,41
12	RK-RTG	-2,386	0,017	-2	37,35
13	RBTX-CAOSU	-1,975	0,048	-2	55,35
14	RTX-CAOSU	1,241	0,215	0	1034,63
15	RK-CAOSU	-2,403	0,016	-2	8,19
16	RBTX-MN	0,617	0,537	0	3,33
17	RK-MN	-1,656	0,098	-1	599,94
18	RTX-MN	1,102	0,271	0	6,12

***2015-2016**

TT	LULCC	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,874	0,061	-1	714,34
2	RBTX-DC	-1,473	0,141	0	211,05
3	RBTX-DKH	-1,473	0,141	0	400,5
4	RK-NN	-2,337	0,019	-2	1233,45
5	RBTX-MN	-1,874	0,061	-1	7,2
6	RK-DKH	-2,337	0,019	-2	321,03
7	RK-DC	-1,874	0,061	-1	313,38
8	RTX-DC	1,919	0,055	1	133,02
9	RTX-RTG	1,919	0,055	1	1188,7
10	RBTX-RTG	-1,897	0,058	-1	30,42
11	RBTX-CAOSU	-1,874	0,061	-1	18,18
12	RTX-NN	2,337	0,019	2	2039,08
13	RTX-CAOSU	2,561	0,010	2	1173,24
14	RK-CAOSU	-1,874	0,061	-1	7,74
15	RTX-DKH	1,919	0,055	1	1530,87
16	RK-MN	-0,431	0,666	0	12,78
17	RK-RTG	-1,874	0,061	-1	2,61
18	RTX-MN	1,919	0,055	1	29,52

***2016-2017**

TT	2016-2017	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-0,995	0,320	0	987,66
2	RBTX-DC	-0,995	0,320	0	83,97
3	RK-NN	-0,054	0,957	0	1020,63
4	RBTX-RTG	0,999	0,318	0	45,72
5	RBTX-DKH	-1,211	0,226	0	31,95
6	RBTX-MN	-1,294	0,196	0	20,43
7	RK-MN	1,470	0,142	0	161,55
8	RK-DC	-1,294	0,196	0	948,69
9	RTX-NN	1,473	0,141	0	2958,16
10	RTX-MN	-0,872	0,383	0	51,66
11	RTX-DC	1,291	0,197	0	143,91
12	RTX-DKH	1,291	0,197	0	272,88
13	RTX-RTG	1,291	0,197	0	3199,83
14	RK-DKH	-1,294	0,196	0	162,45
15	RBTX-CAOSU	-1,294	0,196	0	11,16
16	RTX-CAOSU	0,170	0,865	0	629,9
17	RK-CAOSU	-1,294	0,196	0	126,81
18	RK-RTG	1,294	0,196	0	35,01

***2017-2018**

TT	2017-2018	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-2,576	0,010	-2	1785,24
2	RBTX-DKH	-2,576	0,010	-2	246,69
3	RK-NN	-2,576	0,010	-2	1182,06
4	RBTX-RTG	-2,576	0,010	-2	124,92
5	RBTX-DC	-2,576	0,010	-2	61,65
6	RTX-NN	3,082	0,002	3	2859,12
7	RTX-RTG	3,082	0,002	3	3698,44
8	RBTX-CAOSU	-2,576	0,010	-2	34,56
9	RK-DC	-2,576	0,010	-2	460,35
10	RK-DKH	-2,576	0,010	-2	433,62
11	RK-RTG	-2,576	0,010	-2	73,44
12	RTX-CAOSU	3,082	0,002	3	3489,96
13	RTX-DKH	3,082	0,002	3	1567,08
14	RK-CAOSU	-2,576	0,010	-2	21,51
15	RTX-DC	2,576	0,010	2	279,81
16	RK-MN	-2,576	0,010	-2	3,06
17	RBTX-MN	-2,576	0,010	-2	0,63
18	RTX-MN	-0,905	0,365	0	21,15

***2018-2019**

TT	2018-2019	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-0,46773	0,639977	0	1110,96
2	RBTX-RTG	0,363745	0,716048	0	19,44
3	RTX-NN	0,094324	0,924852	0	576,77
4	RBTX-DC	-0,34461	0,730388	0	90,81
5	RK-DKH	-1,02442	0,305638	0	183,15
6	RK-DC	-0,19576	0,844796	0	317,25
7	RBTX-DKH	-0,46773	0,639977	0	34,29
8	RK-NN	-0,40122	0,688261	0	1620,74
9	RTX-RTG	2,843587	0,004461	3	1829,41
10	RTX-CAOSU	3,379875	0,000725	3	3680,07
11	RBTX-CAOSU	-0,60325	0,546342	0	17,73
12	RTX-DKH	-0,25048	0,802217	0	829,08
13	RK-RTG	-0,80414	0,421314	0	110,7
14	RK-CAOSU	-0,80414	0,421314	0	31,23
15	RK-MN	-0,07465	0,940494	0	8,28
16	RBTX-MN	-1,02442	0,305638	0	0,99
17	RTX-MN	-0,2178	0,827587	0	23,13
18	RTX-DC	-0,4045	0,685844	0	77,85

***2019-2020**

TT	2019-2020	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,367	0,172	0	701,51
2	RBTX-DKH	-1,367	0,172	0	70,47
3	RBTX-MN	-1,367	0,172	0	7,74
4	RBTX-DC	-1,610	0,107	0	21,69
5	RK-DKH	-1,686	0,092	-1	84,33
6	RK-DC	-1,610	0,107	0	311,4
7	RK-NN	-1,367	0,172	0	764,77
8	RBTX-CAOSU	-1,686	0,092	-1	6,57
9	RTX-RTG	1,914	0,056	1	2499,43
10	RBTX-RTG	-1,364	0,172	0	36,9
11	RTX-NN	1,914	0,056	1	3116,98
12	RTX-CAOSU	0,916	0,360	0	1026,07
13	RTX-DKH	1,914	0,056	1	437,49
14	RK-CAOSU	1,149	0,250	0	17,46
15	RK-RTG	-1,334	0,182	0	66,95
16	RTX-MN	-0,822	0,411	0	6,03
17	RK-MN	1,914	0,056	1	2,79
18	RTX-DC	1,610	0,107	0	34,29

***2020-2021**

TT	2020-2021	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-1,126	0,260	0	518,22
2	RBTX-DKH	-1,324	0,185	0	89,64
3	RK-NN	-1,324	0,185	0	402,72
4	RBTX-DC	-0,933	0,351	0	67,05
5	RTX-DKH	2,692	0,007	3	146,87
6	RTX-NN	1,415	0,157	0	1427,66
7	RTX-CAOSU	1,415	0,157	0	4165,63
8	RK-DC	-1,126	0,260	0	106,25
9	RK-DKH	-1,539	0,124	0	115,11
10	RTX-RTG	1,693	0,091	1	4073,94
11	RBTX-RTG	-0,874	0,382	0	39,51
12	RBTX-CAOSU	-1,347	0,178	0	17,01
13	RK-RTG	-1,358	0,174	0	14,94
14	RK-MN	-0,889	0,374	0	7,92
15	RBTX-MN	-0,889	0,374	0	15,3
16	RK-CAOSU	-1,175	0,240	0	4,14
17	RTX-DC	1,415	0,157	0	45,99
18	RTX-MN	-0,889	0,374	0	3,06

***2021-2022**

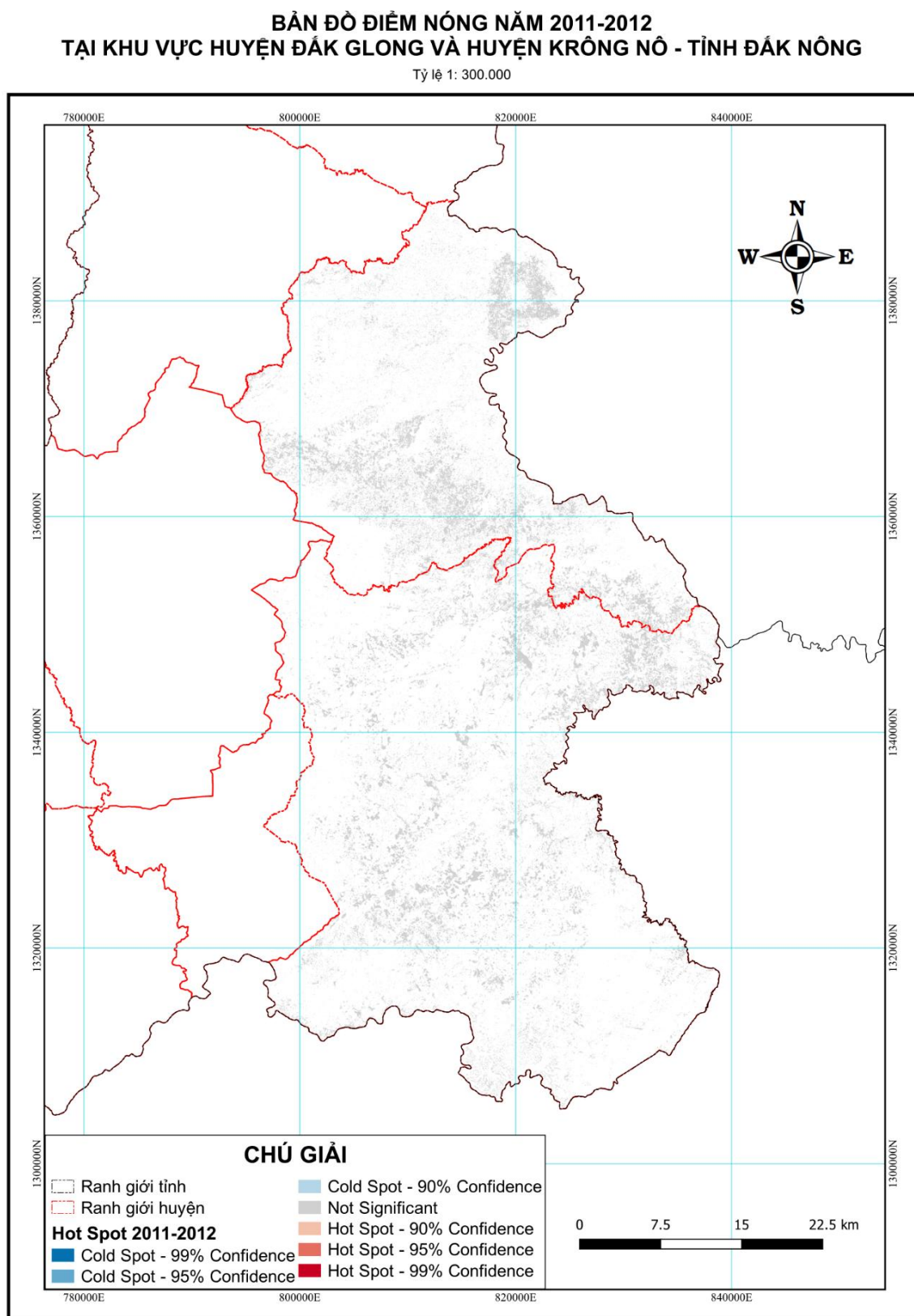
TT	2021-2022	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
----	-----------	---------	---------	--------	-----------

1					
2	RBTX-NN	-1,295	0,195	0	270,22
3	RK-NN	-1,538	0,124	0	1087,16
4	RBTX-DKH	0,937	0,349	0	13,59
5	RBTX-DC	-1,538	0,124	0	35,1
6	RK-DC	-1,295	0,195	0	374,76
7	RK-RTG	1,792	0,073	1	91,44
8	RK-DKH	0,937	0,349	0	219,42
9	RTX-NN	1,792	0,073	1	4134,05
10	RBTX-CAOSU	-1,295	0,195	0	9,54
11	RBTX-RTG	-1,779	0,075	-1	20,97
12	RTX-CAOSU	0,400	0,689	0	2188,52
13	RTX-RTG	2,138	0,033	2	3114,17
14	RK-CAOSU	0,408	0,684	0	37,35
15	RTX-DKH	1,792	0,073	1	2588,88
16	RBTX-MN	-1,538	0,124	0	4,86
17	RTX-DC	1,792	0,073	1	77,22
18	RTX-MN	1,792	0,073	1	1,08
19	RK-MN	-0,704	0,481	0	5,58
	RTX-0	0,405	0,686	0	1,17

***2022-2023**

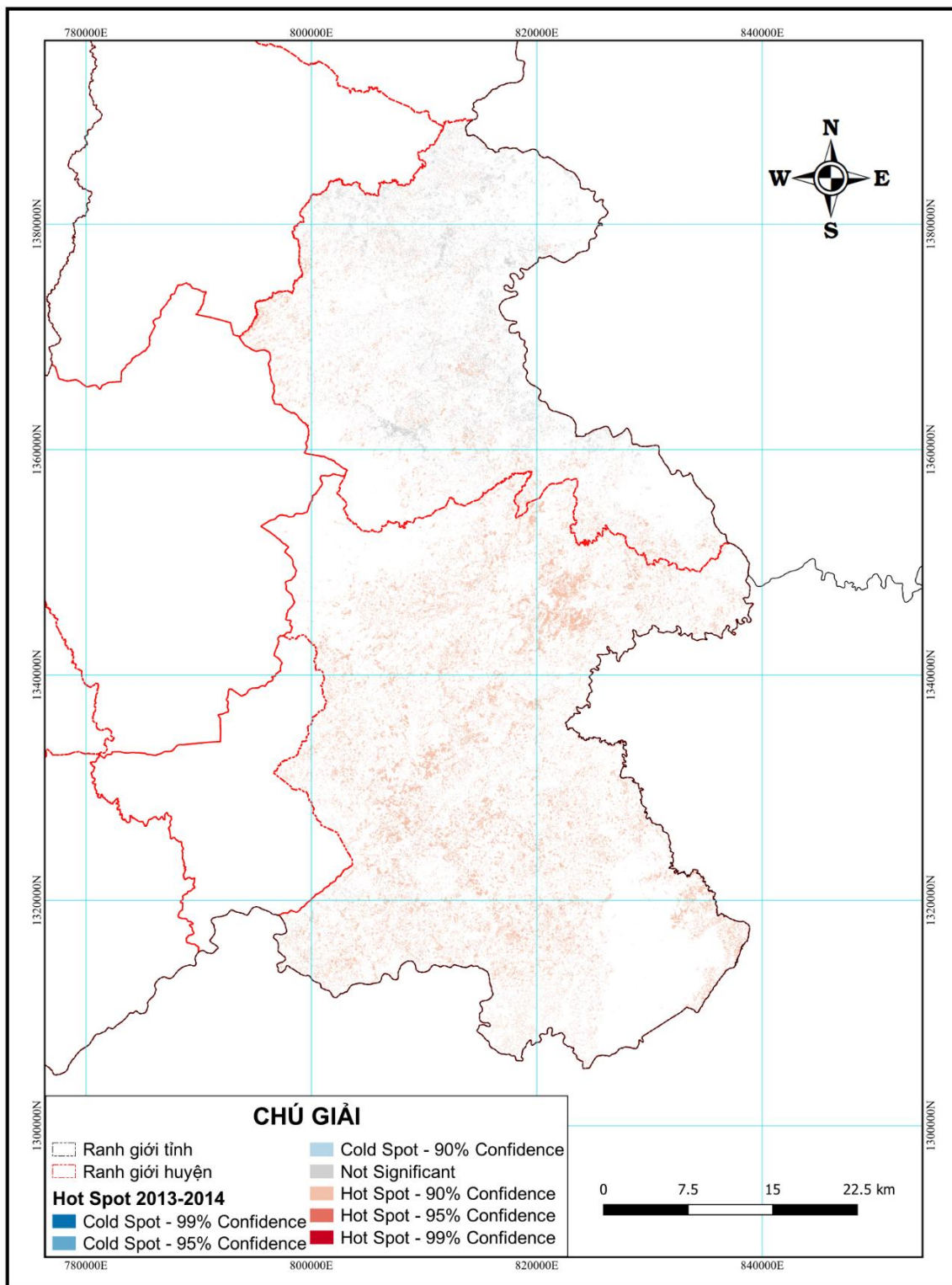
TT	2022-2023	Z_Score	P_Value	Gi_Bin	Diện tích
1	RBTX-NN	-0,996	0,319	0	214,82
2	RK-DKH	-1,247	0,213	0	378,18
3	RK-DC	-1,107	0,268	0	873,63
4	RBTX-DKH	-0,996	0,319	0	55,44
5	RBTX-DC	-1,107	0,268	0	36,45
6	RK-NN	-0,900	0,368	0	444,14
7	RBTX-CAOSU	-1,107	0,268	0	168,39
8	RTX-NN	1,852	0,064	1	6526,99
9	RBTX-RTG	-0,900	0,368	0	37,26
10	RTX-RTG	1,003	0,316	0	3349,61
11	RTX-DC	2,735	0,006	3	94,23
12	RK-CAOSU	-0,900	0,368	0	84,78
13	RTX-CAOSU	0,244	0,807	0	4578,54
14	RTX-DKH	-0,224	0,823	0	677,52
15	RK-RTG	2,185	0,029	2	37,26
16	RBTX-MN	1,055	0,292	0	0,54
17	RK-MN	0,051	0,959	0	10,08
18	RTX-MN	0,376	0,707	0	13,68

Phụ lục 12. Bản đồ điểm nóng từng cặp năm trong giai đoạn điều tra

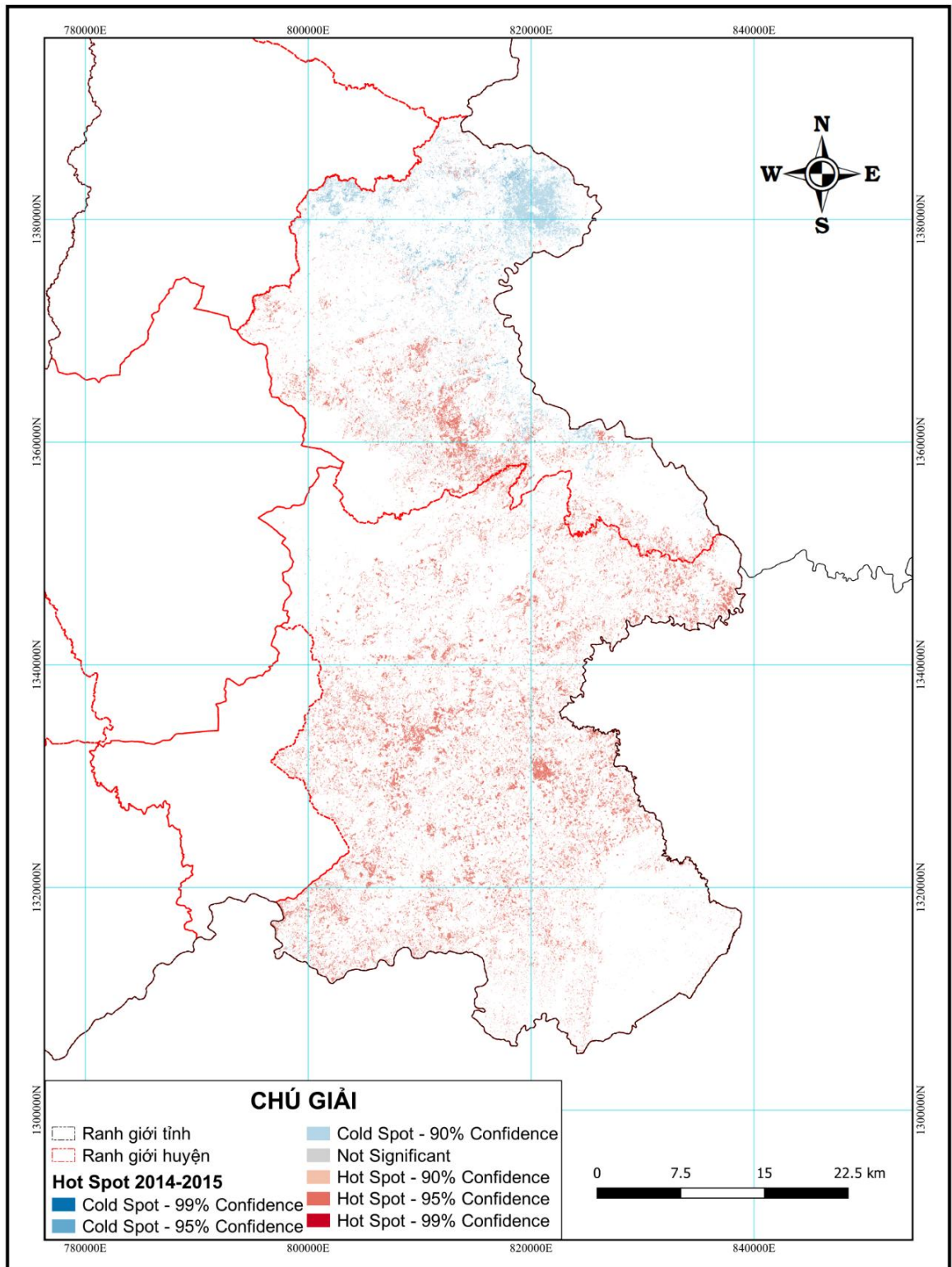


BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2013-2014
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG

Tỷ lệ 1: 300.000

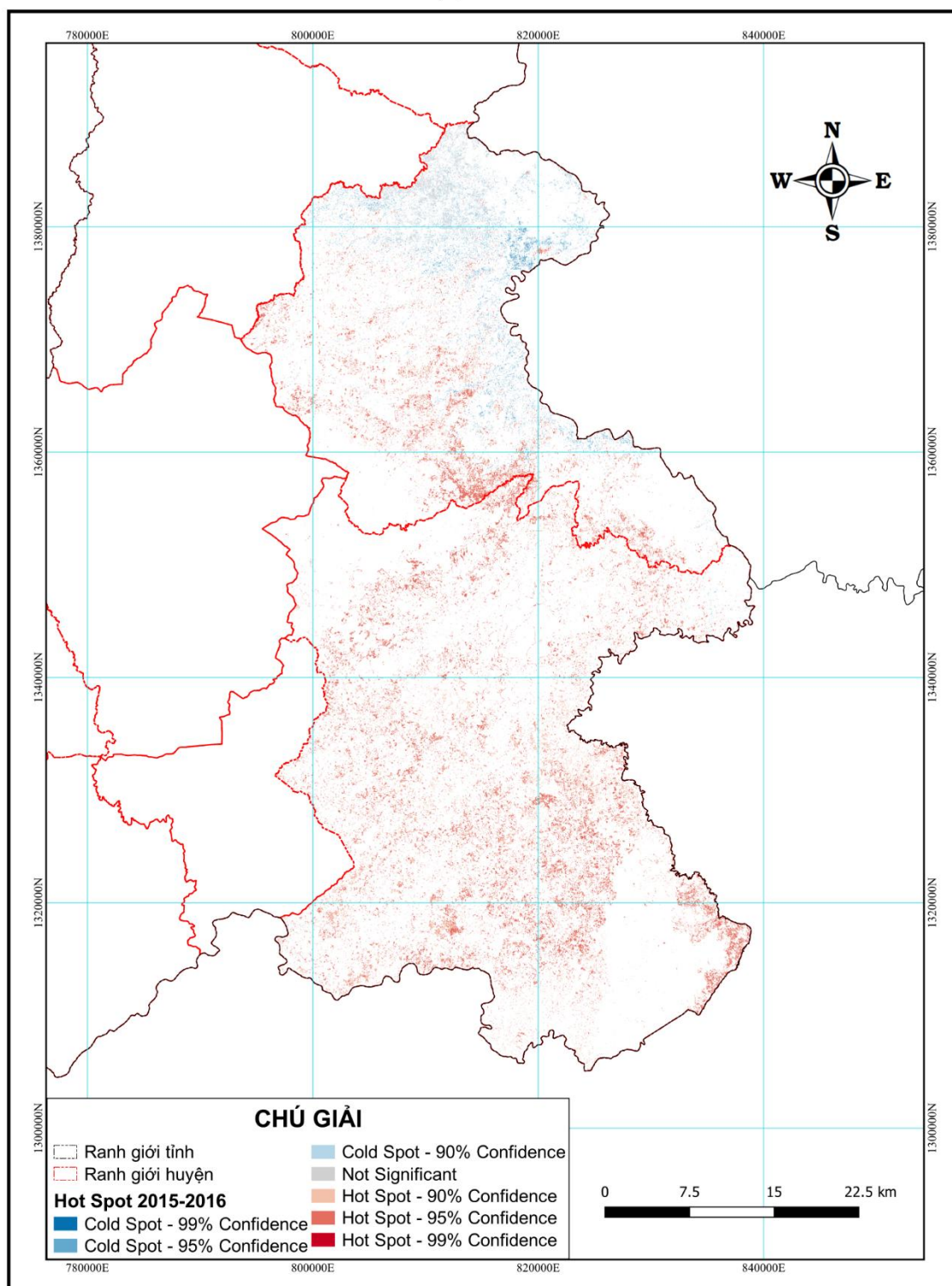


BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2014-2015
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000

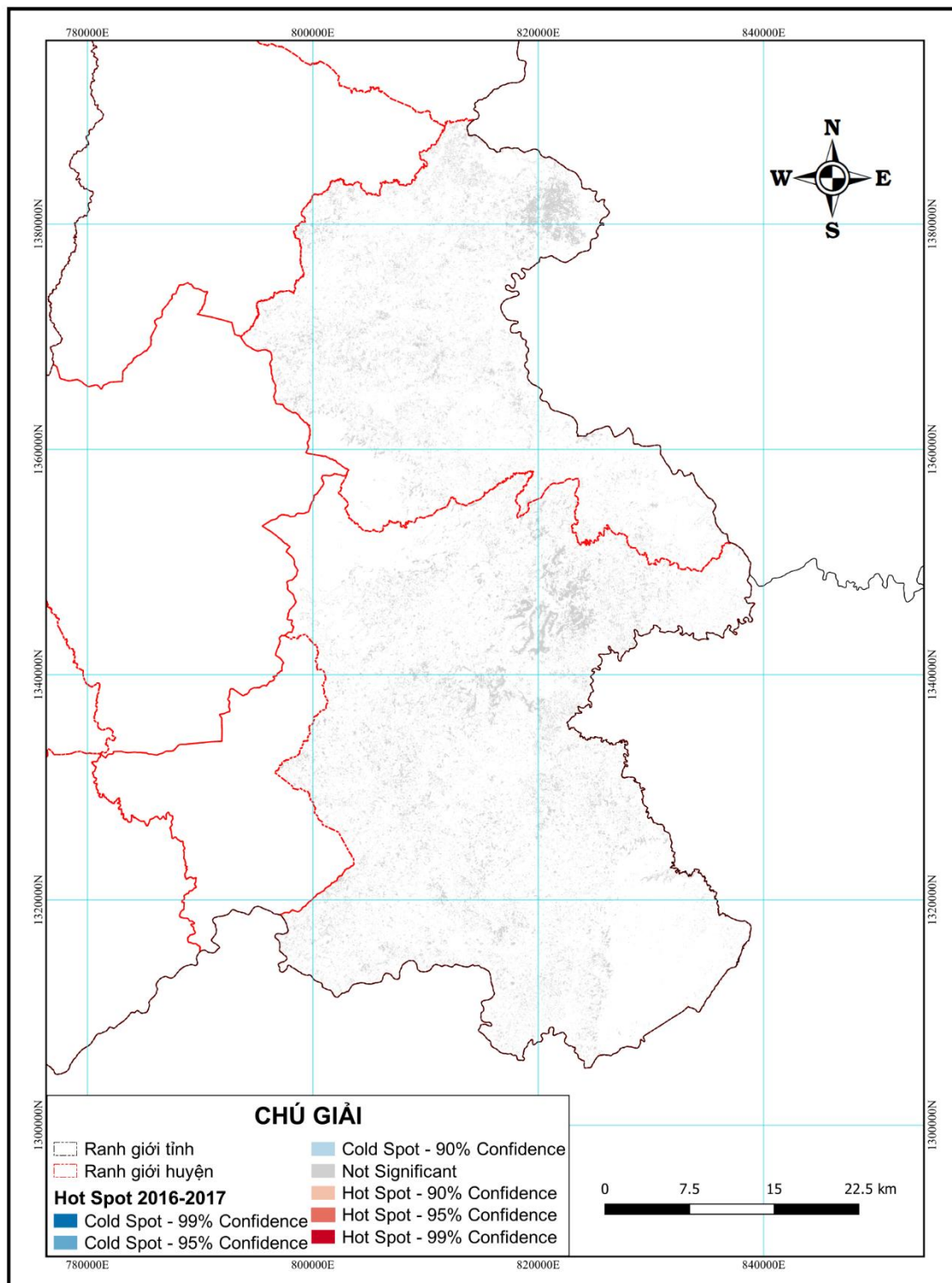


BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2015-2016
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG

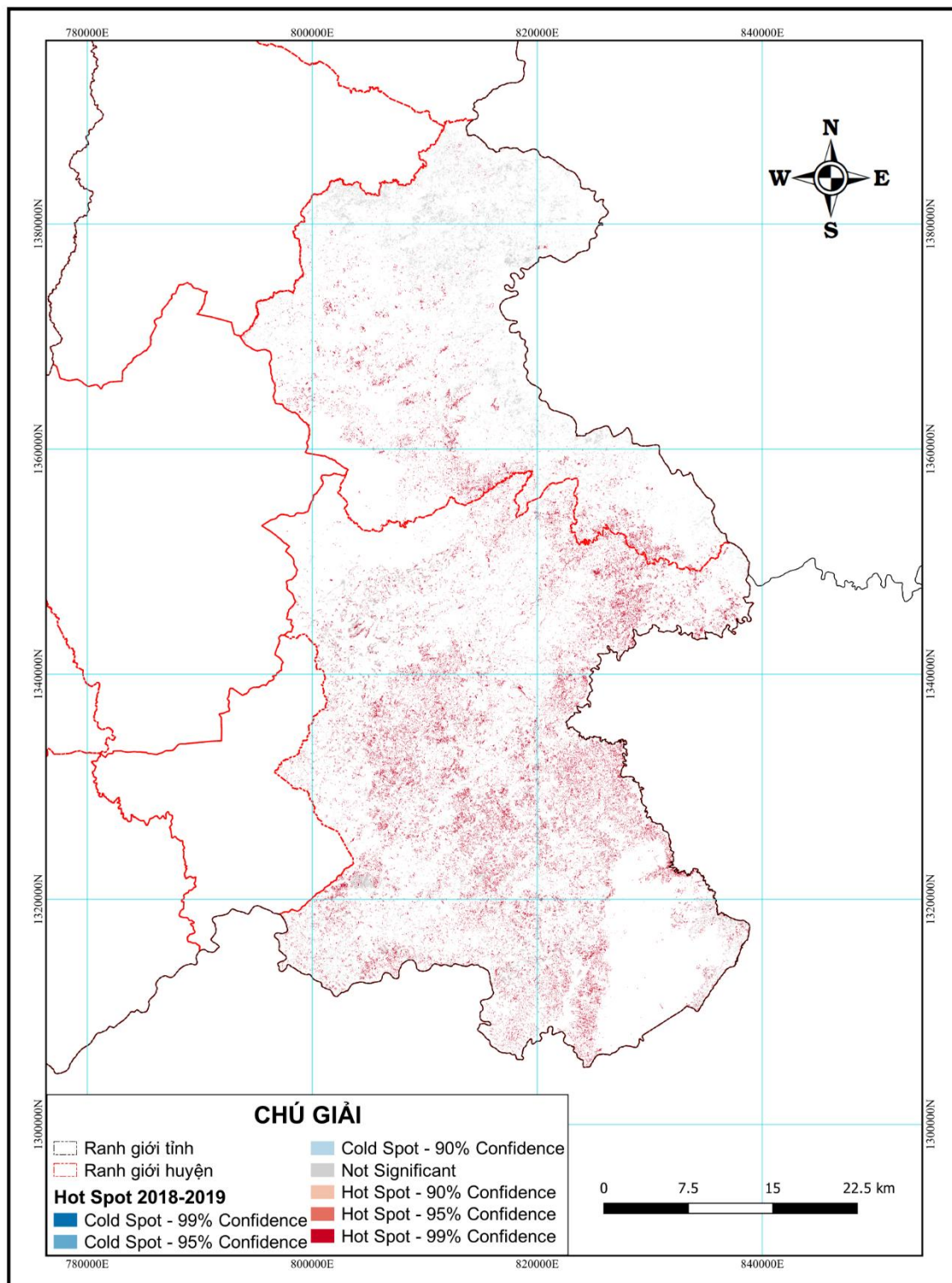
Tỷ lệ 1: 300.000



BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2016-2017
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000

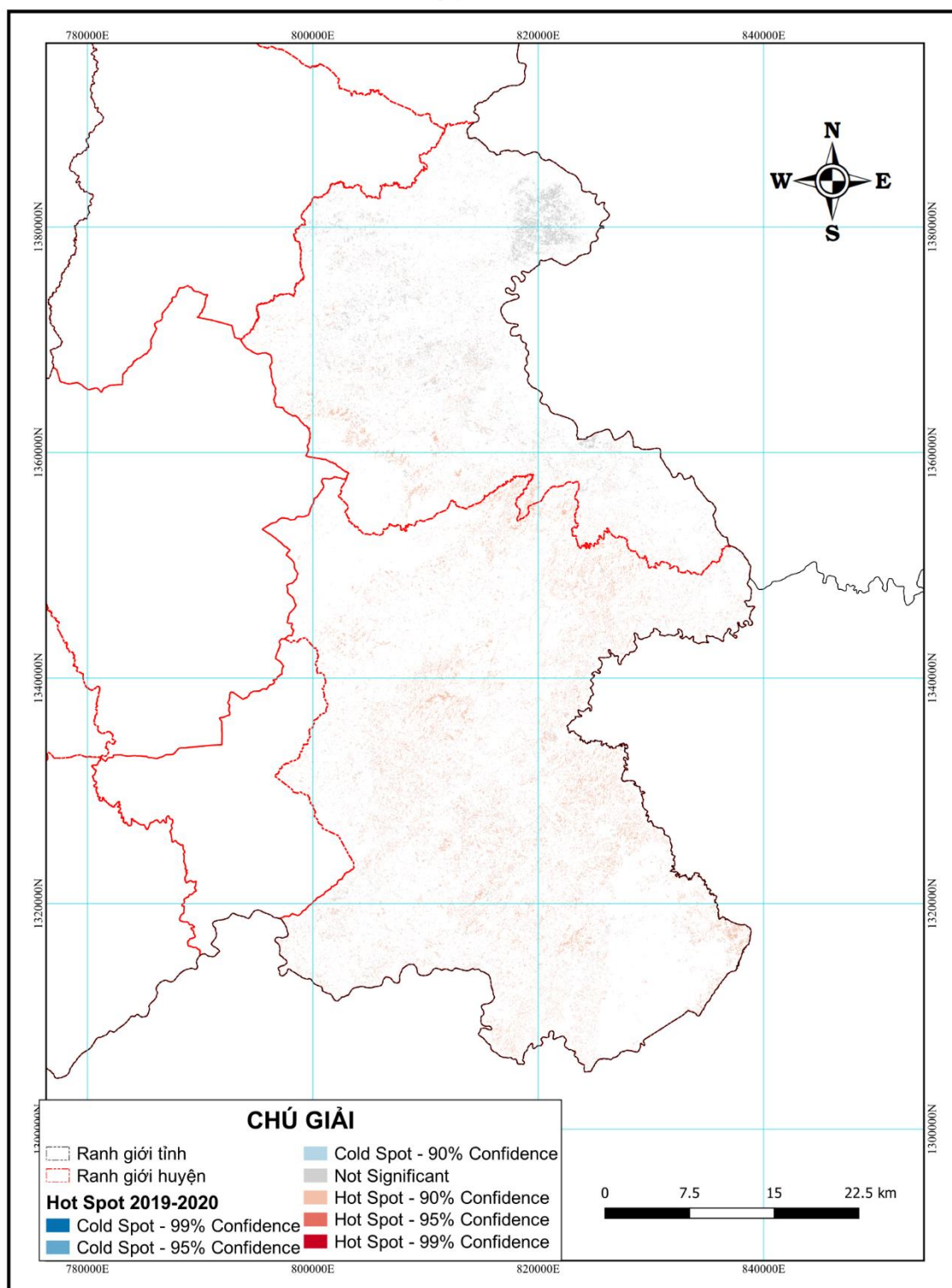


BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2018-2019
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000

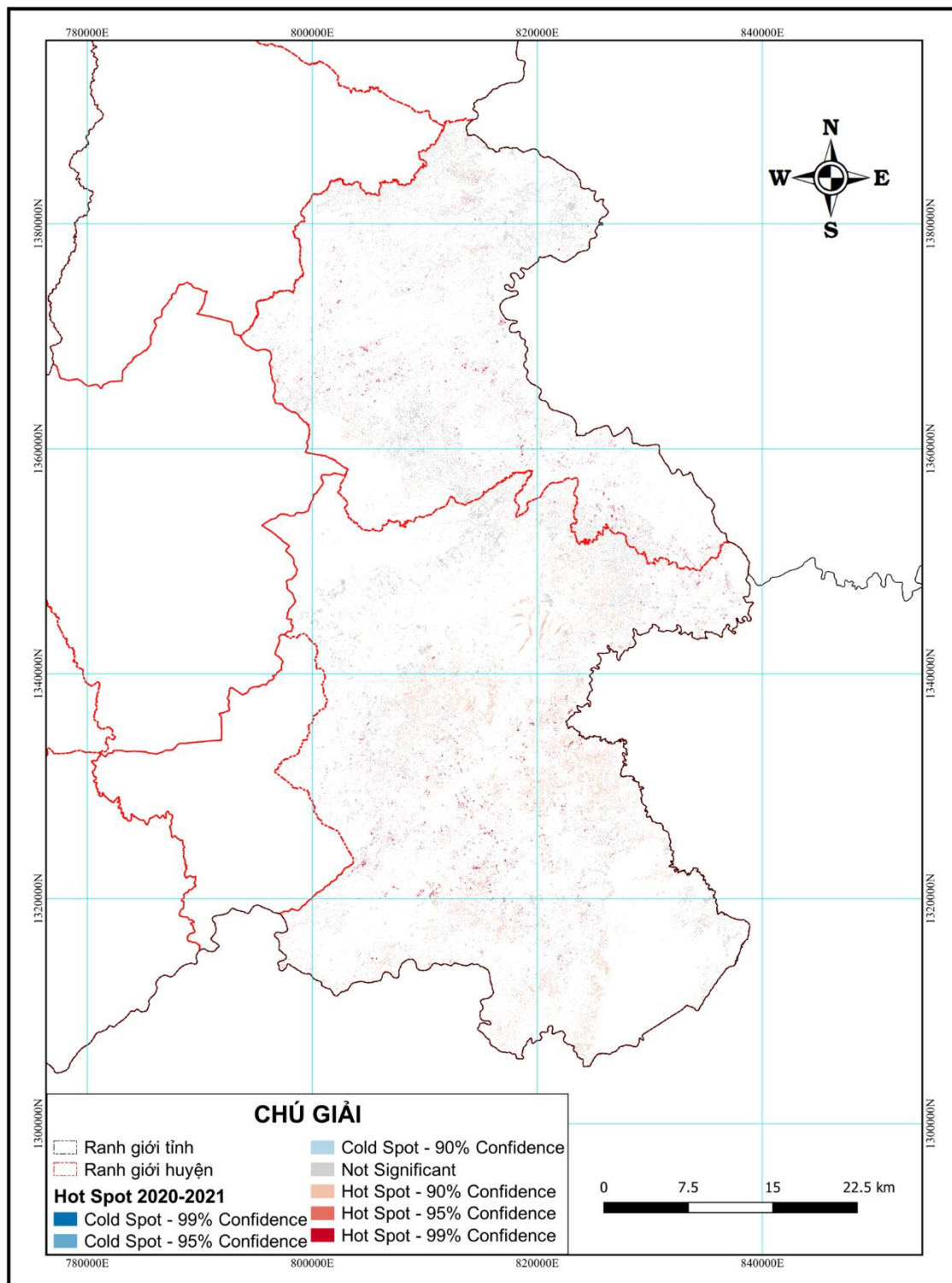


BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2019-2020
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG

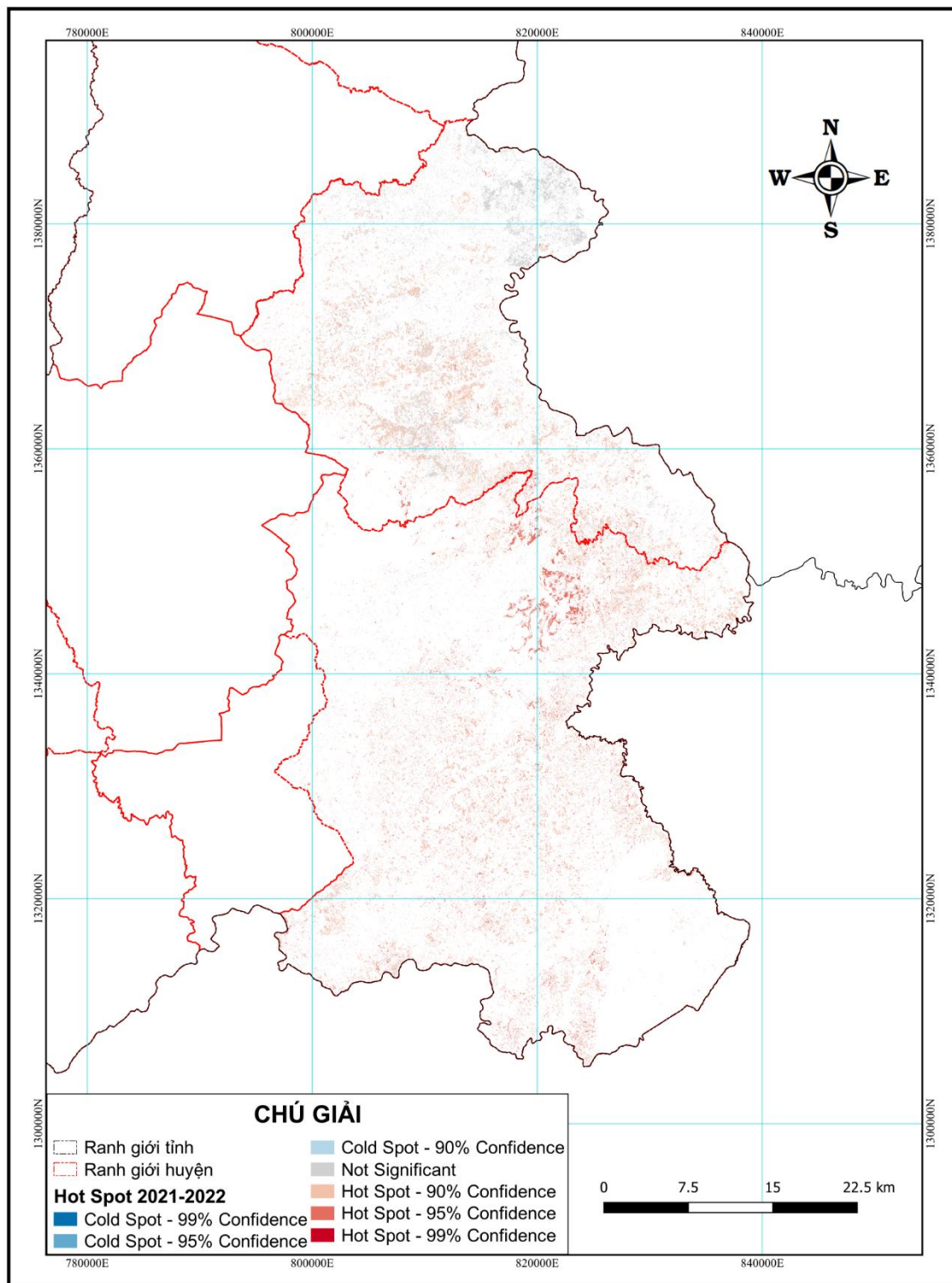
Tỷ lệ 1: 300.000



BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2020-2021
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



BẢN ĐỒ ĐIỂM NÓNG NĂM 2021-2022
TẠI KHU VỰC HUYỆN ĐẮK GLONG VÀ HUYỆN KRÔNG NÔ - TỈNH ĐẮK NÔNG
 Tỷ lệ 1: 300.000



Phụ lục 13. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố khí hậu

Kết quả lavaan:

lavaan 0.6-18 ended normally after 48 iterations

Estimator	ML		
Optimization method	NLMINB		
Number of model parameters	13		
	Used	Total	
Number of observations		13	14

Model Test User Model:

Test statistic	6.309
Degrees of freedom	8
P-value (Chi-square)	0.613

Model Test Baseline Model:

Test statistic	23.625
Degrees of freedom	15
P-value	0.072

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)	1.000
Tucker-Lewis Index (TLI)	1.368

Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)	-97.963
Loglikelihood unrestricted model (H1)	-94.808
Akaike (AIC)	221.926
Bayesian (BIC)	229.270
Sample-size adjusted Bayesian (SABIC)	189.816

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA	0.000
90 Percent confidence interval - lower	0.000
90 Percent confidence interval - upper	0.277
P-value H ₀ : RMSEA ≤ 0.050	0.635
P-value H ₀ : RMSEA ≥ 0.080	0.332

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR	0.190
------	-------

Parameter Estimates:

Standard errors	Standard
Information	Expected
Information saturated (h1) model	Structured

Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR =~				
RT	1.000			
DNN	0.281	0.321	0.873	0.383
DDC	1.083	0.833	1.301	0.193
DK	0.844	0.656	1.287	0.198
KH =~				
ND	1.000			
LM	-0.266	0.287	-0.925	0.355

Regressions:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR ~				
KH	-0.392	0.303	-1.295	0.195

Variances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
.RT	1.015	0.460	2.208	0.027
.DNN	0.930	0.368	2.527	0.011
.DDC	1.031	0.482	2.139	0.032
.DK	0.989	0.427	2.318	0.020
.ND	-0.089	0.620	-0.144	0.886
.LM	0.710	0.282	2.519	0.012
.DTR	-0.251	0.262	-0.957	0.339
KH	1.031	0.720	1.432	0.152

Kết quả đánh giá mô hình với gói lệnh 'effectsize':

Name	Value	Threshold	Interpretation
GFI	0.85430632	0.95	poor
AGFI	0.61755409	0.9	poor
NFI	0.73295518	0.9	poor
NNFI	1.36764492	0.9	satisfactory
CFI	1	0.9	satisfactory
RMSEA	0	0.05	satisfactory
SRMR	0.18960324	0.08	poor
RFI	0.49929097	0.9	poor
PNFI	0.39090943	0.5	poor
IFI	1.10823345	0.9	satisfactory

Phụ lục 14. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố khoảng cách tiếp cận

Kết quả lavaan:

lavaan 0.6-18 ended normally after 52 iterations

Estimator	ML		
Optimization method	NLMINB		
Number of model parameters	15		
	Used	Total	
Number of observations	13	14	

Model Test User Model:

Test statistic	13.381
Degrees of freedom	13
P-value (Chi-square)	0.419

Model Test Baseline Model:

Test statistic	75.057
Degrees of freedom	21
P-value	0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)	0.993
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.989

Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)	-91.677
Loglikelihood unrestricted model (H1)	-84.987
Akaike (AIC)	213.354
Bayesian (BIC)	221.829
Sample-size adjusted Bayesian (SABIC)	176.304

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA	0.048
90 Percent confidence interval - lower	0.000
90 Percent confidence interval - upper	0.281
P-value H ₀ : RMSEA ≤ 0.050	0.451
P-value H ₀ : RMSEA ≥ 0.080	0.501

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR	0.137
------	-------

Parameter Estimates:

Standard errors	Standard
Information	Expected
Information saturated (h1) model	Structured

Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR =~				
RT	1.000			
DNN	-2.123	1.503	-1.412	0.158
DDC	0.145	0.643	0.225	0.822
DK	-1.520	1.155	-1.316	0.188
TC =~				
KNN	1.000			
KDC	1.152	0.133	8.687	0.000
KGT	0.919	0.230	4.001	0.000

Regressions:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR ~				
TC	-0.440	0.288	-1.528	0.127

Variances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
.RT	0.838	0.320	2.618	0.009
.DNN	0.539	0.253	2.131	0.033
.DDC	0.921	0.361	2.552	0.011
.DK	0.726	0.286	2.539	0.011
.KNN	0.118	0.050	2.362	0.018
.KDC	-0.035	0.034	-1.025	0.306
.KGT	0.346	0.131	2.651	0.008
.DTR	-0.034	0.049	-0.700	0.484
TC	0.616	0.285	2.164	0.030

Kết quả đánh giá mô hình với gói lệnh 'effectsize':

Name	Value	Threshold	Interpretation
GFI	0.79149234	0.95	poor
AGFI	0.55090658	0.9	poor
NFI	0.82171803	0.9	poor
NNFI	0.98860342	0.9	satisfactory
CFI	0.99294497	0.9	satisfactory
RMSEA	0.04750436	0.05	satisfactory
SRMR	0.13738683	0.08	poor
RFI	0.71200605	0.9	poor
PNFI	0.50868259	0.5	satisfactory
IFI	0.99385446	0.9	satisfactory

Phụ lục 15. Kết quả phân tích SEM về tác động yếu tố kinh tế xã hội

Kết quả lavaan:

lavaan 0.6-18 ended normally after 47 iterations

Estimator	ML
Optimization method	NLMINB
Number of model parameters	15

	Used	Total
Number of observations	13	14

Model Test User Model:

Test statistic	18.032
Degrees of freedom	13
P-value (Chi-square)	0.156

Model Test Baseline Model:

Test statistic	81.819
Degrees of freedom	21
P-value	0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)	0.917
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.866

Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)	-92.120
Loglikelihood unrestricted model (H1)	-83.104

Akaike (AIC)	214.240
Bayesian (BIC)	222.714
Sample-size adjusted Bayesian (SABIC)	177.190

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA	0.173
90 Percent confidence interval - lower	0.000

90 Percent confidence interval - upper 0.347
P-value H₀: RMSEA ≤ 0.050 0.179
P-value H₀: RMSEA ≥ 0.080 0.784

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR 0.143

Parameter Estimates:

Standard errors Standard
Information Expected
Information saturated (h1) model Structured

Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR =~				
RT	1.000			
DNN	-1.497	0.821	-1.824	0.068
DDC	0.856	0.613	1.396	0.163
DK	-1.152	0.702	-1.641	0.101
XH =~				
DC	1.000			
GNS	-0.008	0.246	-0.032	0.975
SDN	0.881	0.076	11.531	0.000

Regressions:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
DTR ~				
XH	0.462	0.218	2.121	0.034

Variances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z)
.RT	0.758	0.284	2.669	0.008
.DNN	0.553	0.221	2.499	0.012
.DDC	0.802	0.302	2.659	0.008
.DK	0.704	0.265	2.658	0.008
.DC	-0.072	0.046	-1.569	0.117
.GNS	0.972	0.381	2.550	0.011
.SDN	0.100	0.048	2.077	0.038
.DTR	-0.025	0.054	-0.466	0.641
XH	0.889	0.321	2.767	0.006

Kết quả đánh giá mô hình với gói lệnh 'effectsize':

Name	Value	Threshold	Interpretation
GFI	0.79919126	0.95	poor
AGFI	0.56748888	0.9	poor
NFI	0.77960435	0.9	poor
NNFI	0.86633403	0.9	poor
CFI	0.9172544	0.9	satisfactory
RMSEA	0.17256294	0.05	poor
SRMR	0.14268094	0.08	poor
RFI	0.64397627	0.9	poor
PNFI	0.48261222	0.5	poor
IFI	0.92687337	0.9	satisfactory

Phụ lục 16. Danh sách cán bộ tham gia lấy mẫu thực địa

STT	Họ tên	Đơn vị
1	Lê Đức Bảo	KBTTN Nam Nung, huyện Krông Nô
2	Phạm Thế Mẫn	KBTTN Nam Nung, huyện Krông Nô
3	Phạm Trọng Thủy	KBTTN Nam Nung, huyện Krông Nô
4	Mai Xuân Bảo	Hạt kiểm lâm huyện Krông Nô
5	Lê Đình Hữu	Hạt kiểm lâm huyện Krông Nô
6	Vũ Y Định	Công ty Lâm nghiệp Nam Nung, huyện Krông Nô
7	Nguyễn Việt Ngọc	VQG Tà Đùng, Đắk Glong
8	K'Mong	VQG Tà Đùng, Đắk Glong
9	K'Minh	VQG Tà Đùng, Đắk Glong
10	Trương Xuân Hùng	Hạt kiểm lâm huyện Đắk Glong
11	Hoàng Văn Quý	Công ty LN Đắk R'Măng

Phụ lục 17. Danh sách các cá nhân/đơn vị tham gia phỏng vấn

STT	Đơn vị/ họ tên	Địa chỉ
1	Cty TNHH MTV TM Bảo Lộc	Thôn Nam Cường, xã Nam Đà, huyện Krông Nô
2	Công ty TNHH MTV Quang Vũ	Thôn Nam Thắng, xã Nam Đà, huyện Krông Nô
3	Công ty TNHH MTV TM Trang Kim Sơn	Thôn Nam Hiệp, xã Nam Đà, huyện Krông Nô
4	Cty TNHH MTV Nghị Hoàng Đắk Nông	Thôn Quảng Đà, xã Đắk Sôr, huyện Krông Nô
5	Cty TNHH MTV Phú Hiếu Đắk Nông	Thôn Đắk Thành, xã Đắk Sôr, huyện Krông Nô
6	DNTN Ngọc Nguyên Đắk Nông	Thôn Nam Tân, xã Nam N'Đir, huyện Krông Nô
7	DNTN Cao Trí Nhật	Thôn Nam Tiến, xã Nam Nung, huyện Krông Nô
8	Cty TNHH MTV Hiệp Phát PT	Thôn Dốc Du, xã Nam Nung, huyện Krông Nô
9	Công ty TNHH MTV Hồng Hoàng Cư Jút (chi nhánh Đắk Nông)	Thôn Nam Tiến, xã Nam Nung, huyện Krông Nô
10	Công ty TNHH MTV TM và DV Hải An Đắk Nông	Thôn Đắk Hợp, xã Đắk Drô, huyện Krông Nô
11	Công ty TNHH Lang Tú	Thôn Đắk Thanh, xã Nam Xuân, huyện Krông Nô
12	Công ty TNHH MTV Hưng Thắm Đắk Nông	Tổ 6, TT Đắk Mâm, huyện Krông Nô
13	Công ty TNHH MTV TM Hiền Hòa	Tổ 5, TT Đắk Mâm, huyện Krông Nô
14	Công ty TNHH MTV Giang Nhanh Đắk Nông	Thôn Đắk Lưu, xã Tân Thành, huyện Krông Nô
15	Công ty TNHH MTV Hưng Thịnh TV	Thôn Đắk Hòa, xã Tân Thành, huyện Krông Nô
16	Cty TNHH MTV nông sản Minh Dũng	Số 41, thôn Phú Hưng, xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
17	HTX NN Thành Thái	xã Nam Nung, huyện Krông Nô
18	HTX NN Krông Nô	xã Tân Thành, huyện Krông Nô
19	Nguyễn Tiến Phương	xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
20	Nguyễn Văn Đương	xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
21	Phan Văn Minh	xã Nam Đà, huyện Krông Nô
22	Lê Lai	xã Đức Xuyên, huyện Krông Nô
23	Lương Tấn Nam	xã Đức Xuyên, huyện Krông Nô
24	Hà Văn Cương	xã Nam Ndir, huyện Krông Nô
25	HTX Tin True Coffee	TT Đắk Mâm, huyện Krông Nô
26	Ngô Văn Tuấn	Phú Sơn, xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
27	Phí Văn Thu	Phú Sơn, xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
28	Nguyễn Kiến Tạo	Phú Sơn, xã Quảng Phú, huyện Krông Nô
29	Vũ Quốc Huy	Đắk Lưu, xã Tân Thành, huyện Krông Nô
30	Công ty TNHH MTV Coffee Thành Công	Thôn 2, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
31	Công ty TNHH MTV Coffee Hòa Phát	Thôn 3, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
32	Công ty TNHH MTV Tươi Thảo	Thôn 4, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
33	DNTN Quân Tiến Quảng Khê	Thôn 3, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong

34	Công ty TNHH MTV TM và DV Tâm Diễm	Thôn 4, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
35	Cty TNHH MTV TM Thông Tho	Thôn 6, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
36	Cty TNHH MTV Hùng Long COFFE	Thôn 6, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
37	Cty TNHH MTV Long Ngân Đắk Nông (Anh Quảng cũ)	Thôn 10, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
38	Công ty TNHH MTV Trường Tấn (Sơn Trang cũ)	Thôn 10, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
39	Công ty TNHH MTV Thành Long COFFEE	Thôn Đắk Lang, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
40	Cty TNHH TM NS Quân Thắng	Thôn Đắk Lang, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
41	Công ty TNHH MTV TM Phương Tuyền	Thôn Tân Tiến, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
42	Công ty TNHH MTV Ngọc Tùng Phát	Thôn 1, xã Đắk Som, huyện Đắk Glong
43	Cty TNHH MTV Trung Toán Đắk Nông	Thôn 3, xã Đắk Som, huyện Đắk Glong
44	Công ty TNHH MTV Hưng Nguyên Đắk Nông	Thôn 2, xã Đắk R'Măng, huyện Đắk Glong
45	Công ty TNHH MTV Nông sản Nguyên Đức	Thôn 7, xã Đắk R'Măng, huyện Đắk Glong
46	Cty TNHH nông sản Thái Nga ĐN	Thôn 1 B, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
47	Cty TNHH MTV cà phê Tân Tiêm	Thôn 1 B, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
48	Công ty TNHH MTV TM và DV Nông sản Thành Công	Thôn 3A, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
49	Cty TNHH MTV Hoa Thắng Đắk Nông	Bon RBut, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
50	Công ty TNHH MTV Dũng Phúc Đắk Nông	Bon RBut, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
51	Công ty TNHH NS Kim Hằng	Bon Sa nar, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
52	Công ty TNHH MTV Lâm Lự	Thôn Quảng Tiến, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
53	Công ty TNHH MTV TM và DV Tuấn Văn (Long Thơ cũ)	Thôn Quảng Hợp, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
54	Cty TNHH MTV Tân Tâm Đắk Nông	Thôn 1, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
55	Cty TNHH MTV Thành Minh Coffee	Thôn 1, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
56	Cty TNHH MTV Dương Thảo Đắk Nông	Thôn 3A, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
57	Cty TNHH MTV Lục Thảo	Thôn 3A, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
58	Công ty TNHH MTV cà phê Kiều Nhân Đắk Nông	Thôn 6, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
59	Công ty TNHH MTV Nông sản Hoàng Chương Đắk Nông	Thôn 6, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
60	Công ty TNHH MTV nông sản - phân bón Toàn Phát	Thôn 7, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
61	Công ty TNHH MTV Sơn Hào Đắk Nông	Thôn 7, xã Đắk Ha, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
62	Công ty TNHH MTV Hiếu Thủy Đno	Thôn 8, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
63	Công ty TNHH Bích Tùng	Thôn 8, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
64	Nguyễn Thị Ngọc Lan	Thôn 3A, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
65	Giàng A Giáo	Thôn 6, xã Đắk Ha, huyện Đắk Glong
66	Giàng A Phát	Thôn Quảng Tiến, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
67	Phàng A Báo	Thôn Quảng Hợp, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
68	Lục Thị Va	Thôn 1 B, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
69	K chông	Thôn 3A, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
70	K Klăm	Thôn 3, xã Đắk Som, huyện Đắk Glong
71	Hồ Đình Thơm	Thôn 2, xã Đắk R'Măng, huyện Đắk Glong
72	Nguyễn Xuân Thương	Thôn 7, xã Đắk R'Măng, huyện Đắk Glong
73	Nguyễn Văn Hoạt	Thôn 1 B, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong
74	K Srai	Thôn 2, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
75	Nông Văn Thuần	Thôn 3, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
76	HTX DanoFarm	Thôn Quảng Hợp, xã Quảng Sơn, huyện Đắk Glong

77	HTX Đại Đồng Tiến	Thôn Tân Tiến, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong
78	Trang trại thiên nhiên Yên Ngọc	Thôn 11, xã Quảng Khê, huyện Đắk Glong

Phụ lục 18. Một số hình ảnh thực địa



