

PHÂN TÍCH THAY ĐỔI THẨM PHỦ DỰA VÀO ẢNH VỆ TINH ĐA THỜI GIAN VÀ CHUỖI MARKOV TẠI TỈNH ĐẮK NÔNG

Nguyễn Thị Thanh Hương, Ngô Thị Thùy Phương

Khoa Nông Lâm nghiệp, Trường Đại học Tây Nguyên

TÓM TẮT

Nghiên cứu đã sử dụng mô hình CA-Markov như một công cụ hỗ trợ để phân tích và dự báo xu hướng thay đổi thảm phủ/sử dụng đất (LULC) trong đó có lớp phủ rừng tại tỉnh Đắk Nông. Đầu tiên nghiên cứu đã so sánh độ chính xác của phương pháp phân loại theo hướng đối tượng OBIA (Object Based Image Analysis) và phân loại dựa vào pixel MLC (Maximum Likelihood Classification) để phân loại ảnh vệ tinh Landsat năm 2017. Kết quả cho thấy phương pháp OBIA có độ chính xác cao hơn 10% so với phương pháp MLC. Vì vậy phương pháp OBIA đã được sử dụng để phân loại các ảnh vệ tinh Landsat trong toàn bộ giai đoạn từ 1989 - 2017. Trong bước tiếp theo, kỹ thuật GIS đã được dùng để phân tích thay đổi LULC dựa vào ảnh vệ tinh đa thời gian đã được phân loại. Kết quả chỉ ra diện tích rừng tự nhiên từ năm 1989 đến năm 2017 đã giảm khoảng 54%. Trong bước cuối cùng sử dụng ma trận dịch chuyển từ mô hình CA-Markov, phân bố không gian LULC năm 2026 đã được mô phỏng dựa trên 2 nguồn dữ liệu là LULC và phân tích đa nhân tố (MCE) gồm một số nhân tố tự nhiên và xã hội. Kết quả phân tích cho thấy, nếu không có kế hoạch để bảo vệ rừng hiệu quả hơn, khả năng đến năm 2026 rừng tiếp tục giảm từ 34% (năm 2017) còn 30%, tương ứng diện tích rừng tự nhiên sẽ mất khoảng 29.000ha, chiếm 16% tổng diện tích thay đổi.

Từ khóa: Thảm phủ, Cellular Automata, mô hình Markov, phân loại gần đúng nhất Maximum Likelihood, Phân tích ảnh dựa theo hướng đối tượng Object Based Image Analysis

Analysis of land use/land cover change in Dak Nong province using multitemporal satellite images and markov

The study used the CA-Markov model as a support tool to analyze and forecast the trend of land use and land cover change (LULC) including forest cover in Dak Nong province. Firstly, classification accuracy of the two methods of OBIA (Object Based Image Analysis) and MLC (Maximum Likelihood Classification) was evaluated and compared using Landsat satellite image captured in 2017. Results show higher accuracy was found by OBIA with 10% compared to MLC method. Therefore, OBIA was applied to classify a dataset of multi-temporal Landsat satellite images collected from 1989 to 2017. In the next step, GIS techniques were used to analyze LULC changes based on LULC maps classified as mentioned above. The results indicated that a significant decrease of natural forest areas from 1989 to 2017 were detected by around 54%. In the final step, using the transition matrix from the CA-Markov model, the LULC spatial distribution in 2026 was simulated based on two data sources, LULC and multifactor analysis (MCE), including a number of factors. natural and social. Analysis results show that, if there is no plan to protect forests more effectively, the possibility of forests will continue to decrease from 34% (in 2017) to 30% in 2026, corresponding to the loss of natural forest area of 29,000 ha in Dak Nong province.

Keywords: Land cover, Cellular Automata, Markov, Maximum likelihood, multi criteria evaluation, object based image analysis

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Một trong những thách thức toàn cầu quan trọng nhất trong thế kỷ XXI này liên quan đến việc quản lý sự biến đổi bề mặt trái đất xảy ra thông qua những thay đổi thảm phủ (Daniels *et al.*, 2008). Thay đổi thảm phủ là hậu quả gián tiếp hoặc trực tiếp do con người để đảm bảo những nhu cầu thiết yếu từ việc chuyển đổi, tác động làm thay đổi mục đích sử dụng tài nguyên rừng. Tuy vậy việc chuyển đổi tự phát, không hoặc thiếu các quy hoạch làm cho nguồn tài nguyên ngày càng trở nên cạn kiệt, hậu quả của những thảm họa từ việc sử dụng không hợp lý nguồn tài nguyên rừng là điều khó tránh khỏi. Chính vì vậy phân tích những thay đổi này làm cơ sở quản lý nguồn tài nguyên thiên nhiên và bảo toàn được môi trường là rất cần thiết.

Viễn thám đóng vai trò là một công cụ quan trọng trong việc đánh giá mức độ ảnh hưởng môi trường bởi các hoạt động khai thác đối với cảnh quan. Tương tự như vậy nạn phá rừng và lũ lụt cũng có thể được đo lường bằng ảnh vệ tinh đa thời gian (Akiwumi và Butler, 2008). Vì vậy viễn thám đã trở thành một công nghệ quan trọng để giám sát thay đổi LULC (Turner *et al.*, 2007). Theo đó tỷ lệ và mô hình không gian của sự thay đổi LULC cũng có thể thiết lập được bản đồ bằng cách sử dụng viễn thám (Turner *et al.*, 2007).

Trong phân loại ảnh vệ tinh để tạo lập dữ liệu thay đổi LULC, hầu hết các nghiên cứu sử dụng tiếp cận theo hướng pixel để phân loại ảnh có độ phân giải từ cao như SPOT5 (Trần Thị Thơm và Phạm Thanh Quế, 2014), trung bình như ảnh Landsat (Nguyễn Thị Thanh Hương và Đoàn Minh Trung, 2018) đến độ phân giải thấp như Modis (Lê Văn Dũng và Lê Phương Thảo, 2015); trong khi đó phân loại OBIA thường được sử dụng với ảnh có độ phân giải cao hoặc

rất cao như Zhou và Troy (2008); Lâm Văn Tân và đồng tác giả (2014); Nguyễn Từ Đức và đồng tác giả (2016); Phạm Văn Duẩn và đồng tác giả (2016); Trịnh Hoài Thu và đồng tác giả (2012). Kết quả của những nghiên cứu này đã chứng minh đối với các ảnh có độ phân giải cao hoặc rất cao, phân loại theo hướng đối tượng thường cho kết quả chính xác cao hơn so với tiếp cận dựa trên pixel.

Tuy vậy nghiên cứu của Ngô Thị Thùy Phương và đồng tác giả (2018) đã thử nghiệm sử dụng ảnh vệ tinh với độ phân giải trung bình là Landsat 8 OLI để phân loại ảnh thành 7 loại LULC bằng phương pháp OBIA. Kết quả đánh giá độ chính xác chung đạt 81,9% với hệ số Kappa là 0,778. Kết quả này cho thấy có khả năng sử dụng phương pháp phân loại hướng đối không chỉ đối với các loại dữ liệu ảnh vệ tinh có độ phân giải cao mà còn có thể áp dụng với các loại ảnh có độ phân giải không gian trung bình như ảnh Landsat.

Phân tích và dự báo xu hướng thay đổi sử dụng đất là quan trọng trong chính sách sử dụng đất kể cả đất lâm nghiệp. Thay đổi sử dụng đất trong thực tế cho thấy thường làm ảnh hưởng rất lớn đến diện tích rừng. Chính vì vậy đã có những nỗ lực sử dụng các công cụ kỹ thuật cùng với dữ liệu ảnh vệ tinh đa thời gian để dự báo những thay đổi này trong tương lai. Trần Vũ Khánh Linh (2016), Phan Hoàng Vũ và đồng tác giả (2017) đã dùng chuỗi CA-Markov cùng với phương pháp thống kê mô tả để dự báo LULC. Tuy vậy chất lượng của mô hình dự báo chưa được đề cập trong các công bố này. Nghiên cứu của Quintero và đồng tác giả (2016), Yirsaw và đồng tác giả (2017) đã sử dụng mô hình chuỗi CA-Markov để dự báo LULC, tuy nhiên kết quả dự báo và kết quả phân loại vào thời điểm tương đồng thì chưa được đề cập. Một nghiên cứu gần đây của

Nguyễn Thị Thanh Hương và Ngô Thị Thuý Phương (2018) đã đề cập đến sự so sánh này, tuy vậy dữ liệu được các tác giả sử dụng là ảnh SPOT5 có độ phân giải cao với chi phí mua ảnh đắt, đồng thời tiếp cận của các tác giả là phân loại dựa vào pixel. Hơn nữa nghiên cứu cũng chỉ thực hiện trong phạm vi hẹp (1 huyện của tỉnh Đắk Nông).

Từ các vấn đề được thảo luận ở trên cho thấy cần có thử nghiệm để làm rõ khả năng ứng dụng của phương pháp OBIA đối với ảnh vệ tinh có độ phân giải trung bình như ảnh Landsat so với các phương pháp truyền thống là dựa vào pixel; đồng thời sử dụng mô hình CA-Markov để phân tích xu hướng LULCC trong tương lai trong phạm vi lớn như một tỉnh cũng cần được quan tâm.

II. VẬT LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Vật liệu

Nghiên cứu đã sử dụng tập hợp các cảnh ảnh Landsat được thu nhận trong các năm 1989, 1995, 2001, 2005, 2008, 2014 và 2017 tại khu vực tỉnh Đắk Nông, tham chiếu hệ tọa độ UTM ở cột 48 (UTM 48N). Các ảnh này được khai thác miễn phí từ mạng Internet qua địa chỉ: <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Một số cảnh ảnh được kế thừa từ bộ dữ liệu ảnh được xử lý trực tuyến từ Google Earth Engine của Nguyễn Thị Thanh Hương và đồng tác giả, 2017.

Dữ liệu được thu thập để phân loại và kiểm định dựa vào phối hợp nhiều cách thức như: dựa vào kinh nghiệm, dữ liệu bản đồ có sẵn, ảnh có độ phân giải cao Google Earth và điều tra thực địa.

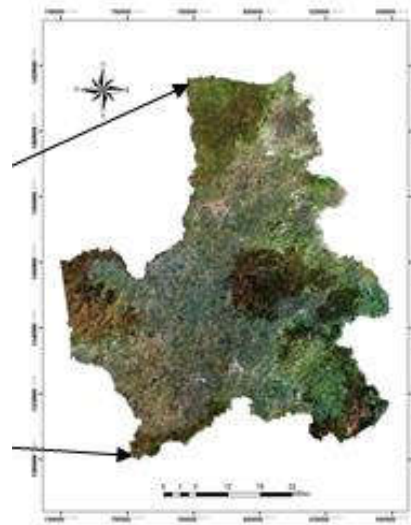
Nghiên cứu đã sử dụng phần mềm Google Earth, Envi 4.7, eCognition Developer 9.2 để xử lý ảnh; phần mềm IDRISI Taiga để dự báo xu hướng LULCC, trong khi ArcGIS 10.3

được dùng để phân tích LULCC và xây dựng các loại bản đồ chuyên đề.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

2.1.1. Địa điểm nghiên cứu

Nghiên cứu được thực hiện tại tỉnh Đắk Nông (Hình 1), nằm ở phía Tây Nam của vùng Tây Nguyên, đoạn cuối dãy Trường Sơn; được xác định trong khoảng tọa độ địa lý: 11⁰45' đến 12⁰50' vĩ độ Bắc, 107⁰13' đến 108⁰10' kinh độ Đông.



Hình 1. Vị trí địa lý khu vực nghiên cứu

2.2.2. Phương pháp nghiên cứu

Phân loại hướng đối tượng OBIA

Dựa vào phần mềm eCognition Developer 9.2 để phân loại ảnh vệ tinh theo phương pháp phân loại hướng đối tượng. 7 band của ảnh Landsat 8 từ band 1 đến band 7 có cùng độ phân giải không gian là 30 × 30 m đã được sử dụng để thực hiện phân loại. Thuật toán Multiresolution Segmentation được áp dụng để phân đoạn ảnh với tham số ban đầu là Scale = 20, Shape = 0.1. Sau đó tiến hành thay đổi các tham số Scale với bước nhảy là 10, cụ

thể là 20, 30, 40 và tham số Shape bắt đầu từ 0.1, với bước nhảy là 0.1, cụ thể là 0.1, 0.2, 0.3, 0.4. Kavzoglu và Yildiz (2015) đã chỉ ra tham số Compactness có ảnh hưởng không đáng kể đến việc tạo các vùng đối tượng phân đoạn do đó được quy thành một giá trị không đổi bằng giá trị mặc định ban đầu là 0.5. Do vậy tham số Compactness sẽ được ấn định giá trị mặc định là 0.5. Thay đổi các tham số sẽ ảnh hưởng đến phân đoạn các đối tượng, nhờ vậy có thể quan sát trực tiếp các đối tượng đã được phân đoạn để lựa chọn tham số nào phân đoạn đối tượng sát với thực tế nhất. Dựa vào ảnh đã được phân đoạn cùng với bộ dữ liệu mẫu phân loại đã thu thập, thuật toán tạo mẫu phân loại Standard Nearest Neighbor được sử dụng để gán vào các vùng đã được phân đoạn để phân loại cho toàn bộ khu vực. Có 9 loại LULC đã được phân biệt bao gồm: rừng thường xanh, rừng bán thường xanh, rừng khộp, rừng trồng, đất nông nghiệp, cao su, đất khác, khu dân cư và mặt nước. Trong đó đất khác bao gồm các loại LULC hiển thị khó phân biệt với nhau trên ảnh như trắng 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.

Phân loại Maximum Likelihood

MLC là phương pháp phân loại có kiểm định dựa vào pixel. Nghiên cứu dựa vào phương pháp phân loại MLC trong phần mềm Envi 4.7 để phân loại ảnh vệ tinh bao gồm các bước như sau:

- Tạo các vùng mẫu huấn luyện (training data) cho mô hình phân loại dựa vào dữ liệu thu thập như đã mô tả ở trên.
- Các vùng mẫu đại diện cho các lớp phủ được kiểm tra mức độ phân biệt dựa theo 2 tiêu chí thống kê là Jeffries - Matusita và Transformed Divergence (Richards, 1999): Mức độ phân biệt

của các cặp loại thảm phủ của các vùng mẫu thay đổi từ 0 đến 2. Nếu mức độ phân biệt $\geq 1,99$ chỉ ra mức độ phân biệt tốt nhất. Nếu mức độ phân biệt thấp thì cần cải thiện bằng cách chọn lại vùng mẫu để tăng độ chính xác khi phân loại. Trong trường hợp mức độ phân biệt < 1 thì nên gộp các loại thảm phủ có độ phân biệt kém lại với nhau. Trong nghiên cứu này mức độ phân biệt đạt từ 1,5 - 2,0.

- Phân loại LULC: Dựa vào các vùng ROI mẫu (Region of Interest), nghiên cứu sử dụng thuật toán MLC để phân loại ảnh thành 9 loại LULC như đã đề cập ở trên.

Đánh giá và so sánh kết quả phân loại dựa vào 2 phương pháp OBIA và MLC

Theo Congalton và Green (1999), bảng ma trận là phương pháp hiệu quả nhất để đánh giá độ chính xác. Theo đó nghiên cứu đã đánh giá kết quả phân loại dựa trên các chỉ tiêu là độ chính xác toàn bộ (Overall Accuracy-OA), hệ số Kappa, độ chính xác người sản xuất (Producer Accuracy-PA) và độ chính xác người sử dụng (User Accuracy). Dữ liệu vùng mẫu kiểm định là dữ liệu độc lập (không tham gia vào phân loại) được dùng chung để kiểm định độ chính xác cho cả 2 phương pháp OBIA và MLC.

Sau đó sử dụng phương pháp có độ chính xác cao hơn để phân loại cho các ảnh còn lại (ảnh năm 1989, 1995, 2001, 2005, 2008 và 2014).

Phân tích LULCC (Land use Land Cover Change) qua các giai đoạn từ 1989-2017

Để phân tích LULCC cần có bản đồ LULC ở hai thời điểm, nghiên cứu thực hiện chuyển các ảnh phân loại vào phần mềm ArcGIS để phân tích LULC qua các giai đoạn 1989-1995, 1995-2001, 2001-2005, 2005-2008, 2008-2014 và 2014-2017. Sử dụng công cụ phân tích Tabulate Area, công cụ Raster Calculator trong phần

mềm ArcGIS để phân tích LULCC (Nguyễn Thị Thanh Hương, 2015).

Sử dụng chuỗi Markov để dự báo LULC và kiểm chứng với kết quả phân loại

Sử dụng mô hình chuỗi CA-Markov trong phần mềm IDRISI Taiga, đồng thời sử dụng công cụ đánh giá đa tiêu chí (Multi Criteria Evaluation-MCE) để tạo ra các quy luật chuyển đổi của các nhân tố ảnh hưởng đến lớp phủ. Một số nhân tố ảnh hưởng được sử dụng gồm: độ cao, độ dốc, đường giao thông và sông suối.

- Xây dựng bản đồ đa nhân tố (Multi Criteria Evaluation-MCE)

Mặc dù có nhiều nhân tố ảnh hưởng đến LULCC, tuy vậy trong phạm vi và nguồn lực của nghiên cứu hiện tại, chúng tôi chỉ sử dụng những dữ liệu có sẵn gồm nhân tố độ dốc, độ cao, sông suối và đường giao thông. Các nhân tố này được phân thành các cấp như được trình bày trong bảng 1.

Bảng 1. Mô tả phân cấp các nhân tố

Đơn vị: mét (m)

Nhân tố	Cấp 1	Cấp 2	Cấp 3	Cấp 4	Cấp 5
Độ cao	<600	600-800	800-1000	1000-1300	>1300
Độ dốc	<10	10-20	20-30	30-40	>40
Giao thông	<1000	1000-2000	2000-4000	4000-8000	>8000
Sông suối	<200	200-400	400-600	600-800	>800

Dựa trên các cấp nhân tố đã được phân chia, sử dụng công cụ DecisionWizard trong phần mềm IDRISI Taiga để xây dựng bản đồ đa nhân tố.

- Xây dựng ma trận chuyển dịch dựa vào chuỗi Markov trong phần mềm IDRISI Taiga

Ma trận chuyển dịch theo mô hình chuyển dịch Markov cho phép dựa vào 2 ảnh đã phân loại ở hai thời điểm khác nhau để xác định ma trận chuyển dịch có quy luật trong các giai đoạn (Logsdon, 1996). Nghiên cứu sử dụng công cụ Markov trong phần mềm IDRISI Taiga để xác định ma trận chuyển dịch giữa các LULC trong giai đoạn nghiên cứu.

- Dự báo LULC dựa vào phần mềm IDRISI Taiga

Dự báo LULC dựa trên ảnh phân loại năm 2008 và năm 2014 cùng chuỗi dịch chuyển

Markov. Để dự báo LULC nghiên cứu sử dụng mô hình chuỗi CA-Markov trong phần mềm IDRISI Taiga dựa trên các nguồn đầu vào: *i) ảnh phân loại năm 2014 (LULC 2014); ii) chuỗi dịch chuyển Markov và iii) các ảnh phân tích đa tiêu chí MCE.*

- Kiểm chứng kết quả dự báo với kết quả phân loại ảnh vệ tinh trong cùng thời điểm

Sau khi có được kết quả dự báo LULC năm 2017 bằng mô hình chuỗi CA-Markov, nghiên cứu so sánh kết quả phân loại LULC từ ảnh vệ tinh cùng thời điểm là năm 2017. Sử dụng công cụ Validate trong phần mềm IDRISI để so sánh hai kết quả thông qua chỉ số K-Kappa (Landis và Koch, 1977). Hệ số K có giá trị từ 0-1. Trong đó 0 giải thích cho sự không phù hợp giữa thực tế và dự báo trong khi đó 1 thể hiện mối quan hệ chặt chẽ giữa dự báo và thực tế.

III. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Đánh giá độ chính xác kết quả phân loại của 2 phương pháp OBIA và MLC

Sử dụng ảnh vệ tinh Landsat năm 2017 để phân loại theo 2 phương pháp OBIA và MLC.

Đối với thuật toán phân loại OBIA

Sau khi thử nghiệm các tham số phân đoạn và đánh giá độ chính xác phân loại của các cặp tham số, nhận thấy với giá trị tham số Scale = 40 và Shape = 0.3 kết quả phân loại đạt được tốt nhất cũng như thời gian phân loại khá nhanh. Vì vậy nghiên cứu đã sử dụng 2 tham số này để phân loại ảnh vệ tinh thành 9 loại LULC.

Đối với phân loại MLC

Việc kiểm tra mức độ phân biệt của các vùng mẫu cho thấy các cặp vùng mẫu đều có độ khác biệt >1,4, vì vậy đảm bảo sự phân biệt rõ giữa các vùng mẫu (Richards, 1999). Do vậy nghiên cứu đã sử dụng các vùng mẫu này để phân loại 9 lớp phủ với phương pháp MLC.

Sử dụng các vùng mẫu độc lập (tức là vùng mẫu không tham gia phân loại) để đánh giá độ chính xác phân loại. Kết quả cho thấy OBIA có

độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa cao hơn hẳn so với MLC. Cụ thể OA của OBIA là 82,30% trong khi OA của MLC đạt được là 71,65%. Mức độ chênh lệch OA là 10,65% và Kappa là 0.18. Đồng thời các chỉ tiêu mô tả thống kê đều cho thấy độ chính xác thành phần của phương pháp OBIA đều cao hơn so với MLC. Kết quả này cũng tương đồng với một số nghiên cứu như Robert and Norman, 2010; Tedros và đồng tác giả, 2017. Các tác giả này đều cho thấy phương pháp OIBA đều cho kết quả chính xác hơn MLC khi sử dụng ảnh có độ phân giải cao để phân loại như SPOT, Quickbird.

3.2. Phân tích LULCC qua các giai đoạn từ 1989-2017

Phân loại ảnh vệ tinh đa thời gian bằng phương pháp OBIA

Vi OBIA đã thể hiện kết quả có độ chính xác cao hơn so MLC, nghiên cứu đã sử dụng phương pháp này phân loại các ảnh vệ tinh còn lại (1989, 1995, 2001, 2005, 2008 và 2014). Độ chính xác tổng thể (OA) và hệ số Kappa (K) của các năm được tổng hợp trong bảng 2.

Bảng 2. Độ chính xác tổng thể và hệ số Kappa từ năm 1989 đến năm 2017

Năm	Độ chính xác tổng thể (%)	Hệ số Kappa
1989	87,0	0,84
1995	87,0	0,84
2001	87,6	0,85
2005	84,6	0,82
2008	85,6	0,83
2014	83,3	0,81
2017	82,3	0,80

Phân tích thay đổi sử dụng đất lâm nghiệp theo thời gian

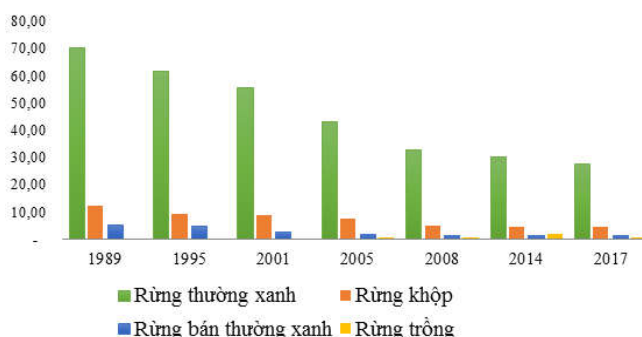
Từ kết quả phân loại ảnh của các năm như được trình bày ở phần trên, nghiên cứu tiến hành phân tích LULCC cho từng giai đoạn thời gian.

Kết quả trình bày trong bảng 3 và hình 2 chỉ ra sự biến đổi rõ diện tích các loại, đặc biệt là sự suy giảm lớn của các diện tích rừng tự nhiên. Từ diện tích trên 80% là rừng ở đầu giai đoạn, đến cuối giai đoạn chỉ còn trên 30%.

Bảng 3. Tổng hợp diện tích các loại LULC theo từng năm

LULC	1989		2005		2008		2014		2017	
	Diện tích	%	Diện tích	%	Diện tích	%	Diện tích	%	Diện tích	%
RTX	459.901,00	70,5	282.354,00	43,3	214.027,00	32,83	198.707,00	30,5	182.064,00	27,92
RK	80.972,20	12,41	50.043,50	7,67	32.548,80	4,99	29.788,40	4,57	29.189,00	4,48
RBTX	33.648,00	5,16	12.762,20	1,96	10.485,00	1,61	9.056,28	1,39	8.778,96	1,35
RT	0	0	3.133,53	0,48	4.407,72	0,68	13.425,60	2,06	5.442,03	0,83
CS	0	0	2.014,47	0,31	5.390,51	0,83	7.481,44	1,15	13.984,00	2,14
DNN	56.026,70	8,59	181.863,00	27,89	290.267,00	44,52	336.816,00	51,69	323.859,00	49,67
DK	17.404,70	2,67	115.221,00	17,67	85.265,40	13,08	38.126,70	5,85	66.898,30	10,26
KDC	2.050,02	0,31	3.294,54	0,51	4.985,34	0,76	8.621,89	1,32	11.552,70	1,77
MN	2.318,58	0,36	1.430,73	0,22	4.611,64	0,71	9.537,40	1,46	10.272,40	1,58

RTX: Rừng thường xanh; RK: Rừng Khộp; Rừng bán thường xanh; RT: Rừng trồng; CS: Cao su; DNN: Đất nông nghiệp; DK: Đất khác; KDC: Khu dân cư; MN: Mặt nước



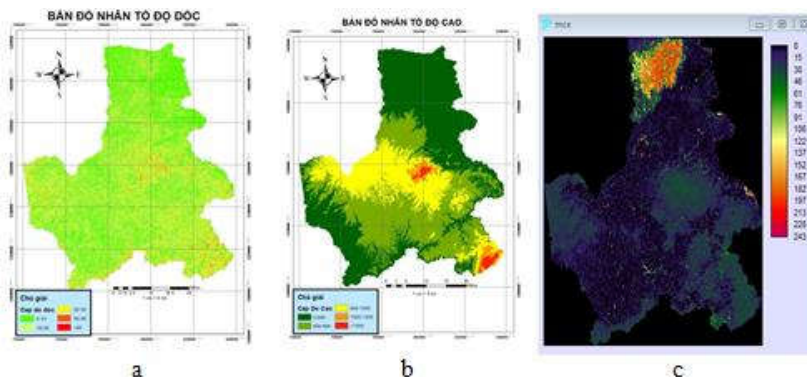
Hình 2. Biểu đồ tỷ lệ % diện tích rừng từ năm 1989 đến năm 2017

3.3. Dự báo LULC với CA-Markov

3.3.1. Xây dựng bản đồ đa nhân tố MCE

Sử dụng các dữ liệu sẵn có như bản đồ địa hình, độ dốc, sông suối, đường giao thông để xây dựng bản đồ các cấp nhân tố. Kết quả bản

đồ phân cấp các nhân tố này là đầu vào để tạo bản đồ đa nhân tố MCE. Mỗi nhân tố ảnh hưởng được chuẩn hóa thành giá trị ảnh chung từ 0 đến 255. Kết quả tạo lập bản đồ các cấp của nhân tố và ảnh MCE được minh họa ở hình 3.



Hình 3. Bản đồ cấp nhân tố a) độ dốc; b) độ cao và c) MCE

3.3.2. Xây dựng ma trận chuyển dịch CA-Markov và dự báo LULC năm 2017

Dựa trên ảnh phân loại năm 2008 và 2014 cùng với công cụ Markov, ma trận dịch

chuyên CA-Markov năm 2017 đã được tạo ra như được trình bày trong bảng 4. Kết quả này được sử dụng để dự báo LULC 2017 dựa vào ảnh đa nhân tố MCE.

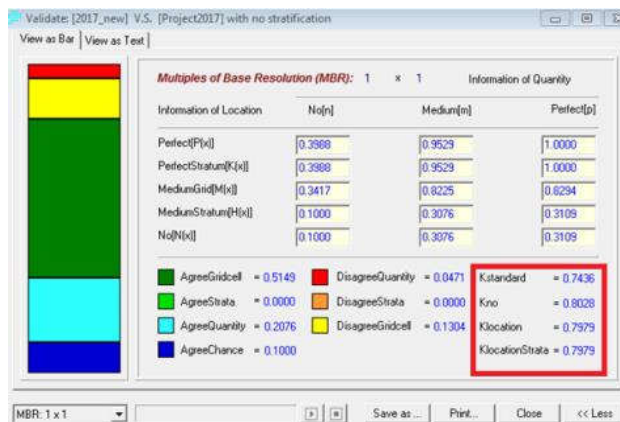
Bảng 4. Ma trận chuyển dịch Markov năm 2017

LULC	DNN	RK	RTX	DK	RT	KDC	CS	RBTX	MN
DNN	0,8531	0,0001	0,0417	0,0453	0,0186	0,0158	0,0183	0	0,007
RK	0,2061	0,4501	0	0,3107	0	0,0007	0,0004	0,0321	0
RTX	0,1059	0	0,8539	0,0112	0,0204	0	0,0005	0,0013	0,0067
DK	0,5142	0,0736	0,0994	0,2085	0,0166	0,0072	0,0172	0,0581	0,0051
RT	0,6086	0	0,1131	0,0032	0,2632	0	0,0024	0	0,0096
KDC	0,4789	0,0003	0	0,037	0	0,4738	0,0077	0	0,0022
CS	0,6075	0	0,231	0,0614	0,023	0	0,0746	0,001	0,0015
RBTX	0	0,0067	0,0369	0,1208	0	0	0	0,8356	0
MN	0,1884	0	0,0139	0,0174	0,0029	0,0063	0	0	0,7711

DNN: Đất nông nghiệp; RK: Rừng Khộp; RTX: Rừng thường xanh; DK: Đất khác; RT: Rừng trồng; KDC: Khu dân cư; CS: Cao su; RBTX: Rừng bán thường xanh; MN: Mặt nước; Đường chéo là xác suất lớp phủ không chuyển đổi, trên và dưới đường chéo là xác suất chuyển dịch từ lớp phủ này sang lớp phủ khác.

Kết quả dự báo LULC 2017 tiếp tục được kiểm chứng với kết quả được phân loại dựa vào ảnh vệ tinh năm 2017. Sử dụng công cụ Validate trong

phần mềm IDRISI để so sánh, kết quả được hiển thị như hình 4.



Hình 4. So sánh ảnh phân loại 2017 và ảnh dự báo 2017

Các kết quả trong hình 4 chỉ ra mô hình CA-Markov có giá trị Kappa > 0,70. Theo Landis và Koch (1977), giá trị Kappa trong khoảng từ 0,40 đến 0,80 (tức là 40% đến 80%) thể hiện mức độ tương đồng trung bình đến cao giữa hai bản đồ phân loại. So sánh bản đồ thực tế và bản đồ dự báo, tham số quan trọng nhất là Kno, được sử dụng để đánh giá thành công chung của mô phỏng hoặc mô hình (Pontius, 2000).

Kết quả so sánh cho thấy mô hình dự báo có Kno > 80%. Kết quả này cũng tương đồng với dự báo của Hamad và đồng tác giả (2018) và Nguyen Thi Thanh Hương and Ngo Thi Thuy Phuong (2018). Dựa trên kết quả này, nghiên cứu tiếp tục dự báo LULC đến năm 2026 cho tỉnh Đắk Nông.

Sử dụng ảnh phân loại năm 2008 và năm 2017 để tạo ma trận dịch chuyển cho năm 2026 bằng

công cụ Markov trong phần mềm IDRISI. Kết quả thể hiện qua bảng 5.

Bảng 5. Ma trận chuyển dịch Markov LULC năm 2026

LULC	DNN	RK	RTX	DK	RT	KDC	CS	RBTX	MN
DNN	0,7688	0,0006	0,0397	0,1227	0,0054	0,025	0,0247	0,0005	0,0126
RK	0,2771	0,3018	0,0039	0,3441	0,0005	0,004	0,0042	0,0601	0,0042
RTX	0,2773	0,0003	0,6309	0,0519	0,0107	0,0032	0,0121	0,0023	0,0114
DK	0,5849	0,0548	0,0674	0,1849	0,0069	0,0149	0,0226	0,0534	0,0103
RT	0,6541	0,0001	0,0663	0,1237	0,1208	0,0064	0,0104	0,001	0,0173
KDC	0,4532	0	0,004	0,0798	0,0003	0,4315	0,024	0	0,0074
CS	0,6981	0,0001	0,1088	0,1071	0,0067	0,0102	0,0604	0,0019	0,0066
RBTX	0,0446	0,0232	0,0194	0,2183	0,0005	0,0001	0,0026	0,6911	0,0001
MN	0,2494	0,0006	0,0352	0,0408	0,0019	0,0169	0,0061	0	0,6492

DNN: Đất nông nghiệp; RK: Rừng Khộp; RTX: Rừng thường xanh; DK: Đất khác; RT: Rừng trồng; KDC: Khu dân cư; CS: Cao su; RBTX: Rừng bán thường xanh; MN: Mặt nước; Đường chéo là xác suất lớp phủ không chuyển đổi, trên và dưới đường chéo là xác suất chuyển dịch từ lớp phủ này sang lớp phủ khác.

Từ kết quả bảng 4, nhận thấy xác suất các lớp phủ khác chuyển sang đất nông nghiệp khá cao. Đối với lớp phủ rừng, xác suất lớp phủ rừng thường xanh và rừng trồng chuyển sang đất nông nghiệp cao hơn các loại rừng còn lại, trong khi đó xác suất rừng khộp chuyển sang đất khác là cao nhất. Điều đó cho thấy xu hướng từ năm 2017 đến năm 2026, diện tích rừng có khả năng tiếp tục bị thay thế bởi các loại LULC khác, đặc biệt là đất nông nghiệp

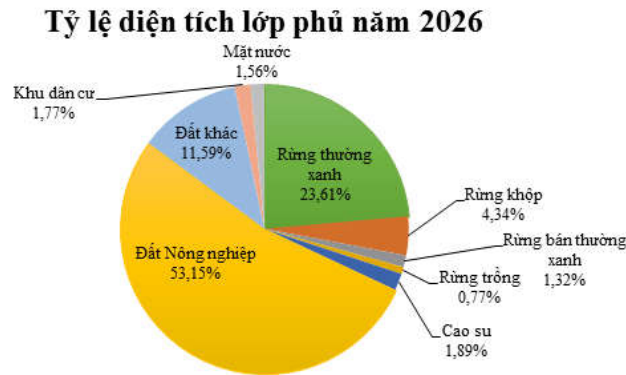
và đất khác nếu như sự biến đổi sử dụng đất vẫn diễn ra như thời gian qua.

3.3.3. Dự báo mô hình lớp phủ năm 2026

Dữ liệu được sử dụng để dự báo mô hình LULC năm 2026 dựa vào i) ảnh phân loại năm 2017, ii) ma trận chuyển dịch 2026 và iii) ảnh đa nhân tố MCE. Kết quả dự báo LULC năm 2026 và tỷ lệ các loại được minh họa qua bảng 6 và hình 5.

Bảng 6. Kết quả dự báo LULC năm 2026

LULC	Diện tích dự báo 2026	
	Diện tích (ha)	Tỷ lệ %
Rừng thường xanh	153.961,00	23,61
Rừng khộp	28.301,80	4,34
Rừng bán thường xanh	8.617,21	1,32
Rừng trồng	5.048,10	0,77
Cao su	12.327,10	1,89
Đất Nông nghiệp	346.655,00	53,15
Đất khác	75.553,92	11,59
Khu dân cư	11.550,10	1,77
Mặt nước	10.150,30	1,56
Tổng	652.164,53	100,00



Hình 5. Tỷ lệ % LULC năm 2026

Kết quả dự báo cho thấy rừng tự nhiên có khả năng sẽ tiếp tục giảm trong tương lai. Dự báo cũng cho thấy khả năng đến năm 2026 tổng diện tích rừng chỉ còn khoảng 196 ngàn ha tương đương 30% với từng loại rừng cụ thể như: diện tích rừng thường xanh có thể chỉ còn 154 ngàn ha tương đương 23,61%, diện tích rừng hỗn giao là 28.301,80 ha tương đương 4,34%, diện tích rừng bán thường xanh là 8.617,21 ha tương đương 1,32%, diện tích rừng trồng là 5.048,10 ha tương đương 0,77%, diện tích cao su có thể giảm 0,9% so với năm 2017. Dự báo này cho thấy cần có kế hoạch sử dụng đất hợp lý hơn để hài hòa giữa sự phát triển xã hội và bảo tồn tài nguyên rừng.

IV. KẾT LUẬN

Với 2 tiếp cận phân loại ảnh nghiên cứu đã xác định phương pháp OBIA cho kết quả phân loại chính xác hơn so với phương pháp truyền thống là MLC. Chênh lệch độ chính xác toàn bộ giữa 2 phương pháp là 10,6%. Với tỷ lệ này phần nào cũng đã ảnh hưởng đến kết quả tính toán diện tích của các loại LULC.

Kết quả phân tích thay đổi LULC theo thời gian cho thấy, diện tích rừng tự nhiên liên tục giảm; trong gần 30 năm diện tích rừng tự nhiên đã giảm 54% tức là đến thời điểm cuối của nghiên cứu tỷ lệ che phủ của rừng tự nhiên chỉ còn

34% so với giai đoạn đầu của quá trình nghiên cứu là 88%.

Nghiên cứu cũng đã dự báo trong xu thế quá khứ cũng như hiện tại, rừng có thể tiếp tục suy giảm trong tương lai nếu không có kế hoạch sử dụng đất hài hòa và hợp lý cũng như đẩy mạnh hơn nữa công tác quản lý bảo vệ rừng một cách hiệu quả.

Mặc dù có nhiều nguyên nhân dẫn đến sự thay đổi LULC, đặc biệt liên quan đến chính sách phát triển, tuy vậy trong phạm vi nguồn lực và thời gian, nghiên cứu chỉ sử dụng 4 nhân tố ảnh hưởng đến sự thay đổi LULC như đã đề cập ở trên. Do đó cần có nghiên cứu bổ sung thêm các nhân tố có thể ảnh hưởng đến LULC trong mô hình. Ngoài ra kết quả phân loại cũng chỉ đạt trên 80%, do vậy cần có thử nghiệm với các phương pháp phân loại khác như phương pháp học máy như Random Forest hay Support Vector Machine nhằm nâng cao độ chính xác phân loại.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Dự án nghiên cứu trong Chương trình Quan hệ Đối tác nhằm Thúc đẩy Tham gia Nghiên cứu (PEER - Partnership for Enhanced Engagement in Research) tại các nước đang phát triển. Chương trình được tài trợ bởi USAID. Các tác giả chân thành cảm ơn tất cả thành viên đã tham gia thu thập dữ liệu, đặc biệt là các đơn vị quản lý rừng, các cơ quan quản lý thuộc tỉnh Đắk Nông và Chương trình tài trợ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Phạm Văn Duẩn, Vũ Thị Thìn, Nguyễn Quốc Huy, 2016. “Ước tính giá trị các thông số khoanh vi ảnh hưởng đối tượng phù hợp trên phần mềm eCognition: thử nghiệm với ảnh vệ tinh SPOT6”. Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp số 6-2016.
2. Lê Văn Dũng, Lê Phương Thảo, 2015. “Ứng dụng dữ liệu ảnh Modis đa thời gian trong lập bản đồ diện tích trồng lúa ở Tỉnh Ninh Bình”. Tạp chí Khoa học và Phát triển 2015, tập 13, số 6: 943-954.
3. Nguyễn Từ Đức, Huỳnh Văn Chương và Nguyễn Ngọc Thanh. 2016. “Ứng dụng GIS và viễn thám nghiên cứu xu hướng biến động đất lâm nghiệp trường hợp nghiên cứu tại xã Trường Xuân, huyện Quảng Ninh, tỉnh Quảng Bình giai đoạn 2005-2015”. Kỷ yếu hội thảo ứng dụng GIS toàn quốc 2016. Tr.632-641.
4. Nguyễn Thị Thanh Hương (2015). Ứng dụng viễn thám và GIS trong quản lý tài nguyên rừng. NXB Thông Tấn.
5. Nguyễn Thị Thanh Hương và 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 bằng ảnh vệ tinh Landsat 8 OLI”, Tạp chí Nông nghiệp và Phát triển nông thôn, 13(340), tr 122-129.
6. Ngô Thị Thùy Phương, Nguyễn Thị Thanh Hương và Võ Quang Minh, 2018. “Lựa chọn tham số phân đoạn phù hợp để phân loại ảnh vệ tinh đa phổ Landsat 8”. Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ. Tập 54, Số 4A (2018): 22-33.
7. Nguyễn Thị Thanh Hương, Châu Thị Như Quỳnh và Đoàn Minh Trung, 2017. Báo cáo thay đổi sử dụng đất tỉnh Đắk Nông 1989-2017.
8. Trần Vũ Khánh Linh, 2016. “Phân tích diễn biến rừng tại huyện Đắk Hà, tỉnh Kon Tum”. Luận văn Thạc sỹ. Trường Đại học Nông Lâm thành phố Hồ Chí Minh.
9. Lâm Văn Tân, Trần Hoàng Tiếp, Cao Quốc Đạt, Võ Quốc Tuấn. 2014. “Ứng dụng công nghệ viễn thám để xây dựng bản đồ hiện trạng rừng ngập mặn trên địa bàn huyện Thạnh Phú, tỉnh Bến Tre”. Kỷ yếu Hội thảo Ứng dụng GIS toàn quốc 2014. Tr.79-87.
10. Trần Thị Thơm và Phạm Thanh Quế (2014), "Sử dụng tư liệu viễn thám và GIS thành lập bản đồ lớp phủ rừng tỷ lệ 1/10.000", Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp, 4(2014), tr.161-168.
11. Trịnh Thị Hoài Thu, Lê Thị Thu Hà, Phạm Thị Làn. 2012. “So sánh phương pháp phân loại dựa vào điểm ảnh và phân loại định hướng đối tượng chiết xuất thông tin lớp phủ bề mặt từ ảnh độ phân giải cao”. Tạp chí Khoa học kỹ thuật Mỏ - Địa chất. số 39. Chuyên đề Trắc địa mỏ. tr.59-64.
12. Phan Hoàng Vũ, Phạm Thanh Vũ, Trần Cẩm Tú và Võ Quang Minh, 2017. “Ứng dụng hệ thống thông tin địa lý và chuỗi Markov trong đánh giá biến động và dự báo nhu cầu sử dụng đất đai”. Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ. Số chuyên đề: Công nghệ thông tin: 119-124.
13. Akiwumi F.A and Butler D.R., 2008. "Mining and environmental change in Sierra Leone, West Africa: a remote sensing and hydrogeomorphological study". *Environ Monit Assess*, 142(1-3), pp. 309-18.
14. Congalton, R. G. and Green, K. 1999. “Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices”, Boca Raton, Lewis Publishers.
15. Daniels, A.E., Painter, K., Southworth, J., 2008 .Milpa imprint on the tropical dry forest landscape in Yucatan, Mexico: Remote sensing & field measurement of edge vegetation. Elsevier, Amsterdam, The Netherlands, pp.293-304.
16. Hamad .R, Balzter .H and Kolo .K., 2018. “Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios”. *Sustainability* 2018, 10, 3421; doi:10.3390/su10103421.
17. Nguyen Thi Thanh Huong và Ngo Thi Thuy Phuong, 2018. “Land use/Land cover change prediction in Dak Nong Province based on remote sensing and Markov Chain Model and Cellular Automata”. *J. Viet. Env.* 2018, 9(3):132-140.

18. Kavzoglu, T and Yildiz, M. 2015. "Parameter-Based Performance Analysis of Object-Based Image Analysis Using Aerial and Quikbird-2 Images".
19. Landis, R.J. and Koch, G. G. 1977. "The measurement of observer agreement for categorical data". *Biometrics* 33(1):159-174.
20. 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.
21. Quintero, G. V., Moreno, R. S., García, M. P., Guerrero, F. V., Alvarez, C. P. and Alvarez, A. P., 2016. "Detection and Projection of Forest Changes by Using the Markov Chain Model and Cellular Automata".
22. Richards J.A, 1999. "Remote sensing digital image analysis: An introduction. Springer-Verlag, Berlin, Germany", 1999.
23. Robert C. W and Norman D. R., 2010. Object-based classification vs. pixel-based classification: comparative importance of multi-resolution imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XXXVIII-4/C7.
24. Tedros M. B., Charles R. L., Qiusheng W., Oleg A., Victor V. C., Bradley C. A and Hongxing L., 2017. Comparing Pixel- and Object-Based Approaches in Effectively Classifying Wetland-Dominated Landscapes. *Remote Sens.* 2018, 10, 46; doi:10.3390/rs10010046.
25. Turner B. L , Lambin E. F, and Reenberg A., 2007. The emergence of land change science for global environmental change and sustainability. *PNAS* December 26, 2007 vol. 104 no. 52.
26. 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". *Geosciences* 2016, 6, 43; doi:10.3390.
27. Zhou, W., Troy, A. 2008. "An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level". *International Journal of Remote Sensing*. Vol. 29. No. 11. 10 June 2008. 3119-3135.

Email tác giả chính: huongthanh.frem@gmail.com

Ngày nhận bài: 17/06/2019

Ngày phản biện đánh giá và sửa chữa: 20/06/2019

Ngày duyệt đăng: 28/06/2019