

Predicting Land Use/Land Cover changes in Da Nang based on CA-ANN Model and Satellite Image Data



Tung Thanh Dang^{1,*}, Thuy Thi Hoang²

¹ Hanoi University of Natural Resources and Environment, Hanoi, Vietnam

² Hanoi University of Mining and Geology, Hanoi, Vietnam

ARTICLE INFO

Article history:

Received 12th Dec. 2025

Revised 27th Mar. 2026

Accepted 21st Apr. 2026

Keywords:

CA-ANN,
Da Nang,
LULC,
GEE,
RF algorithms.

ABSTRACT

Da Nang City, a rapidly urbanizing area in Central Vietnam, is experiencing significant changes in Land Use/Land Cover (LULC). This study aims to monitor and predict LULC changes in the Da Nang area up to the year 2035. The use of free, open-source, and highly consistent data, combined with JavaScript programming on the Google Earth Engine (GEE) platform and machine learning algorithms, allowed for fast and efficient data processing. The study employed the Random Forest (RF) algorithm to classify six land cover types from Landsat-8 satellite imagery, achieving high classification accuracy with a Kappa coefficient exceeding 0.8. These classification results were then used for the future LULC change prediction model. To simulate and predict LULC changes for 2035, an integrated model of Cellular Automata (CA) and Artificial Neural Network (ANN) was applied to the Da Nang area. The CA-ANN model addresses the limitations of traditional statistical models (such as Markov Chain) by integrating spatial control factors and neighborhood influences. The prediction results clearly indicate an expansive trend in urban development; the residential area is forecasted to increase, reaching 6.22% by 2035, while the agricultural cultivation area shows a notable decrease of approximately 2.81% compared to 2015. The research affirms the superior efficiency of the integrated CA-ANN model for predicting LULC changes in fast-developing areas. These detailed and continuous multi-year results can effectively support fields such as spatial planning, land management, real estate, environmental resource management, and contribute to the development of Da Nang.

Copyright © 2026 Hanoi University of Mining and Geology. All rights reserved.

*Corresponding author

E - mail: dttung.qldd@hunre.edu.vn

DOI: 10.46326/JMES.2026.67(3).10



Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa chất

Trang điện tử: <https://tapchi.humg.edu.vn>

Dự báo biến động lớp phủ/sử dụng đất tại Đà Nẵng dựa trên mô hình CA-ANN và dữ liệu ảnh vệ tinh

Đặng Thanh Tùng^{1,*}, Hoàng Thị Thủy²

¹ Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam.

² Trường Đại học Mỏ - Địa chất, Hà Nội, Việt Nam

THÔNG TIN BÀI BÁO

TÓM TẮT

Quá trình:

Nhận bài 12/12/2025

Sửa xong 27/3/2026

Chấp nhận đăng 21/4/2026

Từ khóa:

CA-ANN,

Đà Nẵng,

LULC,

GEE,

Thuật toán RF.

Thành phố Đà Nẵng là khu vực đang đô thị hóa nhanh chóng ở miền Trung Việt Nam, do vậy có nhiều biến động về lớp phủ/sử dụng đất (LULC). Nghiên cứu này nhằm mục tiêu theo dõi và dự báo biến động LULC tại khu vực Đà Nẵng đến năm 2035. Việc sử dụng nguồn dữ liệu mở, miễn phí và có tính nhất quán cao này kết hợp với ngôn ngữ lập trình JavaScript trên nền tảng Google Earth Engine (GEE) và thuật toán học máy đã cho phép xử lý dữ liệu nhanh chóng và hiệu quả. Nghiên cứu sử dụng thuật toán Rừng ngẫu nhiên (Random Forest (RF)) để phân loại 6 loại lớp phủ từ ảnh vệ tinh Landsat-8, kết quả phân loại đạt độ chính xác cao với hệ số Kappa vượt ngưỡng 0,8. Các kết quả phân loại này sau đó được sử dụng cho mô hình dự báo biến động LULC trong tương lai. Để mô phỏng và dự báo biến động LULC cho năm 2035, mô hình tích hợp Cellular Automata (CA) và Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) được áp dụng nghiên cứu cho khu vực Đà Nẵng. Mô hình CA-ANN khắc phục được hạn chế của các mô hình thống kê truyền thống (như Chuỗi Markov) bằng cách tích hợp các yếu tố kiểm soát không gian và các yếu tố lân cận. Kết quả dự báo cho thấy xu hướng mở rộng khu vực dân cư một cách rõ ràng, diện tích khu vực dân cư có kết quả dự báo sẽ tăng, đạt tới 6,22% vào năm 2035, trong khi diện tích khu vực canh tác nông nghiệp giảm đáng kể, giảm khoảng 2,81% so với năm 2015. Nghiên cứu khẳng định hiệu quả vượt trội của mô hình tích hợp CA-ANN trong dự báo biến động LULC tại các khu vực đang phát triển nhanh. Kết quả chi tiết và có tính liên tục trong nhiều năm này có thể hỗ trợ hiệu quả các lĩnh vực như quy hoạch không gian, quản lý đất đai, bất động sản, quản lý tài nguyên môi trường và góp phần hỗ trợ sự phát triển tại Đà Nẵng.

© 2026 Trường Đại học Mỏ - Địa chất. Tất cả các quyền được bảo đảm.

*Tác giả liên hệ

E - mail: dttung.qldd@hunre.edu.vn

DOI: 10.46326/JMES.2026.67(3).10

1. Mở đầu

Công nghệ viễn thám và các thuật toán ngày càng phát triển đã góp phần nâng cao độ chính xác phân loại ảnh và tăng hiệu quả của việc theo dõi biến động các lớp phủ sử dụng đất (LULC). Hiện nay, các nghiên cứu đã sử dụng nhiều thuật toán khác nhau và đã chứng minh hiệu quả trong việc phân loại LULC từ dữ liệu ảnh vệ tinh như là Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN), Minimum Distance Classifier (MDC) (Nuthammachot & Ali, 2025; Shandu và nnk., 2026). Các thuật toán này đã được nghiên cứu ứng dụng trong phân loại LULC, khai thác ảnh vệ tinh từ nhiều nguồn khác nhau, trong đó có từ nguồn mở của Google Earth Engine (GEE) (Li và nnk., 2023; Phương và nnk., 2024; Zhang và nnk., 2023). Trong đó thuật toán RF cũng đã cho thấy có độ tin cậy cao, phù hợp cho phân loại LULC từ ảnh vệ tinh Landsat đối với các khu vực rộng lớn (Nguyen và nnk., 2018; Shih và nnk., 2021). Tuy nhiên, ngoài chất lượng thu nhận ảnh, các yếu tố khác cũng có ảnh hưởng nhất định tới kết quả và chất lượng phân loại ảnh như là thời gian thu nhận dữ liệu, độ phân giải của ảnh, công tác xử lý, lấy mẫu, và các thuật toán xử lý ảnh,...

Các kết quả phân loại LULC được sử dụng cho dự báo về các biến động trong tương lai có thể áp dụng mô hình như Markov-CA, CA-ANN. Trong đó, mô hình Cellular Automata (CA) lần đầu tiên được phát triển vào khoảng những năm 1940 (Zhou và nnk., 2017). Đến khoảng một thập niên sau, vào năm 1950, các nhà nghiên cứu đã ứng dụng CA để mô phỏng hệ sinh thái từ các kết quả nghiên cứu biến động của LULC, các nhà nghiên cứu cũng đã đưa ra dự báo biến động LULC trong tương lai cho các giai đoạn từ 5 đến 10 năm, 20 năm và thậm chí là dài hơn (Karimi và nnk., 2018; Liping và nnk., 2018). Gần đây, Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) đã được ứng dụng nhiều trong nghiên cứu về lĩnh vực trí tuệ nhân tạo để nhận dạng hình ảnh và có kết quả rất tốt. Được mô phỏng theo các đặc điểm sinh học, ANN được triển khai để thực hiện các công việc như phân cụm, phân loại và nhận dạng mẫu. ANN đã chứng tỏ được hiệu quả trong việc dự báo kết quả khi so sánh với kết quả dự đoán của các mô hình thống kê dựa trên hồi quy và dự đoán chuỗi thời gian (Astuty & Dimiyati, 2024; Lin và nnk., 2011). Các nghiên cứu này áp dụng các mô

hình như CA và ANN để tính toán dự báo và cũng chứng minh độ tin cậy của kết quả dự báo (Baig và nnk., 2022; Islam và nnk., 2018). Tuy nhiên, kết quả dự báo chịu ảnh hưởng của nhiều yếu tố như địa hình, mật độ dân số, giao thông, phát triển kinh tế,... Do đó, mỗi khu vực sẽ có tốc độ và mức độ biến động LULC khác nhau, nhất là ở các khu vực đang có tốc độ phát triển nhanh chóng như tại thành phố Đà Nẵng, Việt Nam. Mô hình chuỗi Markov để dự báo những thay đổi của LULC đã được nhiều nghiên cứu công bố (Liang và nnk., 2021). Tuy nhiên, mô hình chuỗi Markov chỉ cung cấp động lực tạm thời và không xem xét dữ liệu kiểm soát trong dự báo thay đổi không gian (Halmy và nnk., 2015). Để khắc phục hạn chế này, mô hình CA biểu diễn các quá trình không gian và động, trong đó những thay đổi trong tương lai phụ thuộc vào trạng thái không gian của các điểm ảnh lân cận (Islam và nnk., 2018). Mô hình CA dựa trên ANN trong học sâu được ứng dụng rộng rãi và đã có được những kết quả tốt trong dự báo LULC trong tương lai (Sajan và nnk., 2022). Nghiên cứu này sử dụng mô hình CA-ANN với mục đích dự báo biến động LULC tại thành phố Đà Nẵng. Đây là nghiên cứu với công nghệ lần đầu ứng dụng tại khu vực Đà Nẵng có khả năng đem lại các kết quả có độ tin cậy để sử dụng một cách hiệu quả đối với các lĩnh vực như quy hoạch sử dụng đất, bất động sản phục vụ phát triển kinh tế - xã hội tại Đà Nẵng.

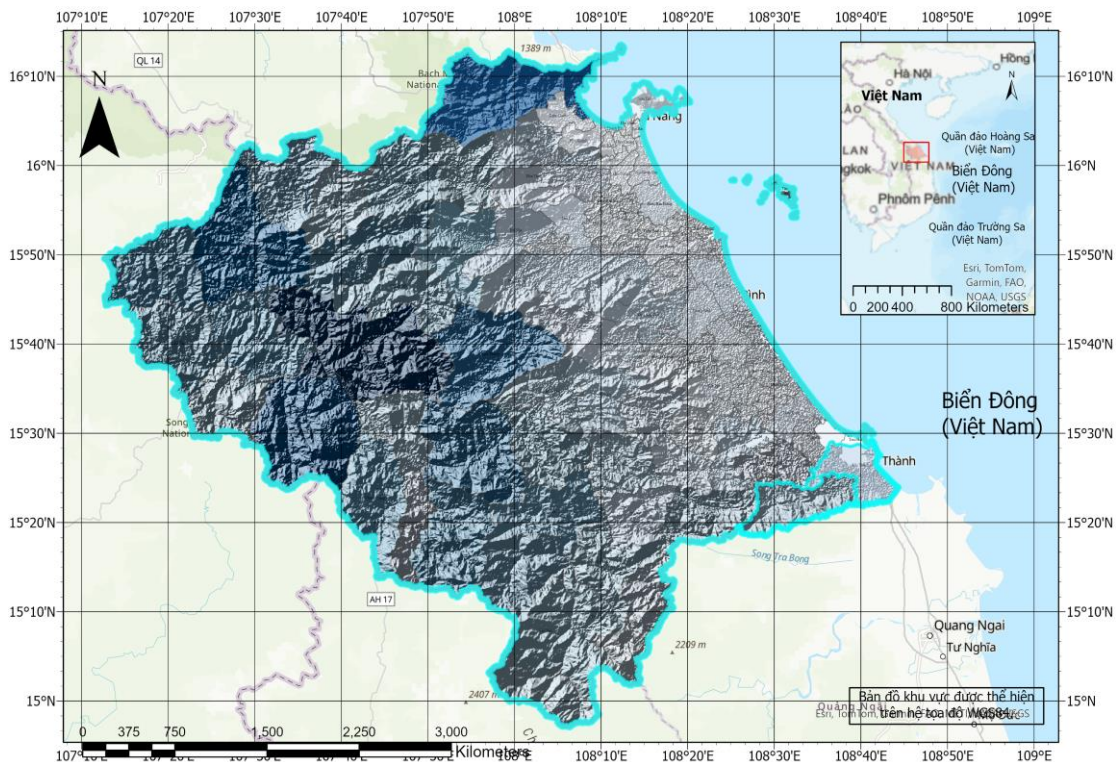
Đối với phương pháp sử dụng nguồn dữ liệu là ảnh vệ tinh trong phân loại LULC, có thể kể đến như dữ liệu ảnh MODIS, Landsat, Sentinel là các dữ liệu miễn phí trên toàn thế giới và được cung cấp liên tục bởi các tổ chức quốc tế, là có khả năng đảm bảo được yêu cầu nghiên cứu của khu vực. Tuy nhiên, đối với ảnh MODIS có độ phân giải trung bình (100 m) thì ảnh Landsat thể hiện chi tiết hơn với độ phân giải không gian 30 m là lựa chọn phù hợp hơn. Ngoài ra ảnh Sentinel-2 có độ phân giải không gian 10 m là rất cao, nhưng với khu vực rộng lớn như là thành phố Đà Nẵng thì việc lựa chọn, xử lý còn có hạn chế về dung lượng ảnh lớn và khả năng, tốc độ xử lý dữ liệu (Meyer và nnk., 2019; Tavora và nnk., 2023; Yan và nnk., 2016),... Việc sử dụng dữ liệu Landsat đa thời gian kết hợp với các phương pháp học máy được sử dụng để theo dõi biến động các loại hình che phủ đất khác trong thời gian dài đã và đang chứng minh được tính hiệu quả của dữ liệu ảnh và

phương pháp trong nghiên cứu. Ảnh vệ tinh Landsat là nguồn dữ liệu miễn phí, có tính nhất quán cao, là nền tảng cho phân tích lớp phủ bề mặt trong thời gian dài (Ullah và nnk., 2025). Cũng đã có một số nghiên cứu sử dụng phương pháp CA và ANN để dự báo biến động lớp phủ tại một số khu vực ở Việt Nam như là nghiên cứu tại Đông Hà, Quảng Trị (Nguyễn & Hồ, 2023), nghiên cứu tại khu vực thành phố Hồ Chí Minh (Phạm và nnk., 2023). Một số nghiên cứu trên có sử dụng mô hình CA-ANN, tuy nhiên hầu hết dữ liệu là chu kỳ 5 đến 10 năm mới có một ảnh, chưa có tính liên tục của dữ liệu. Để có lựa chọn phù hợp cho đánh giá chi tiết hơn về kết quả biến động LULC tại Đà Nẵng và để nâng cao hiệu quả về độ tin cậy của mô hình, nghiên cứu này đã sử dụng ảnh vệ tinh Landsat với dữ liệu theo dõi liên tục từ 2015 đến 2025 trên nền GEE để theo dõi biến động lớp phủ bề mặt tại khu vực nghiên cứu. Đây cũng là nghiên cứu mới trong khu vực, sử dụng ngôn ngữ lập trình JavaScript và thuật toán học máy RF phân loại LULC và dự đoán biến động đến năm 2035 từ dữ liệu ảnh Landsat.

Các kết quả nghiên cứu, dự báo biến động LULC tại khu vực cho phép đánh giá chi tiết, đa thời gian về các lớp phủ bề mặt, tài nguyên rừng, tài nguyên đất và nước, hỗ trợ các nỗ lực quản lý và bảo tồn bền vững trong khu vực. Ngoài ra, kết quả này cũng có khả năng sử dụng để tham khảo và sử dụng cho các nghiên cứu khoa học chuyên ngành như môi trường, tài nguyên nước, quản lý đất đai, bất động sản, quy hoạch, kế hoạch sử dụng đất,...

2. Dữ liệu và khu vực nghiên cứu

Thành phố Đà Nẵng bao gồm cả khu vực trên đất liền (diện tích 11.859,59 km²) và các khu vực quần đảo trên biển Đông. Khu vực đất liền nằm ở 15°15' đến 16°40' vĩ độ bắc, 107°17' đến 108°20' kinh độ đông, phía đông giáp Biển Đông, phía tây giáp Lào, nam giáp tỉnh Quảng Ngãi, bắc giáp thành phố Huế (Hình 1). Dân số 3.065.628 người, mật độ 258 người/km². Địa hình của Đà Nẵng rất đa dạng, bao gồm cả khu vực núi non và khu vực đồng bằng. Vùng núi tập trung chủ yếu ở phía Tây và Tây Bắc. với độ cao từ 700÷1.500 m, với độ dốc lên đến trên 40°. Hệ thống thủy hệ với sông ngòi



Hình 1. Vị trí khu vực nghiên cứu.

đa dạng, ngắn và dốc, hầu hết bắt nguồn từ phía tây, tây-bắc. Đà Nẵng có hai mùa rõ rệt: mùa mưa kéo dài từ tháng 8 đến tháng 12 và mùa khô từ tháng 1 đến tháng 7. Hàng năm có nhiệt độ trung bình khoảng 25,9°C, tháng 6, 7, 8 là thời gian rất nóng tại Đà Nẵng có nhiệt độ trung bình khoảng 28°C đến 30°C. Mùa đông mát hơn trong khoảng thời gian từ tháng 12 năm trước đến tháng 2 năm sau, nhiệt độ trung bình trong khoảng 18°C đến 23°C. Lượng mưa cao nhất vào tháng 10-11 đạt khoảng 550 đến 1.000 mm/tháng, mùa khô có mức độ 23÷40 mm/tháng, trung bình năm khoảng 2.504,57 mm/năm (Prospects, 2024; Vetter-Gindele và nnk., 2019). Nghiên cứu tại khu vực này sử dụng ảnh vệ tinh Landsat-8, L2-T1 là ảnh đã được hiệu chỉnh bức xạ (radiometric calibration), Hiệu chỉnh khí quyển (atmospheric correction, Surface Reflectance), sử dụng các thông tin khí quyển như aerosol, ozone, hơi nước,... để loại bỏ ảnh hưởng của khí quyển lên ảnh Landsat, nhằm phản ánh đúng đặc tính phản xạ của bề mặt đất (USGS, 2020a; 2020b). Dữ liệu

ảnh Landsat trong nghiên cứu được sử dụng trên nền tảng của GEE. Trước khi thực hiện việc phân loại LULC, nghiên cứu đã tiến hành lọc, đảm bảo sử dụng những ảnh độ phủ mây thấp chất lượng ảnh đảm bảo rõ. Ảnh Landsat-8 sử dụng trong nghiên cứu là kết quả tổng hợp trung bình trong năm từ năm 2015 đến năm 2025. Dữ liệu ảnh trong giai đoạn này đã được lựa chọn đảm bảo chất lượng cho nghiên cứu.

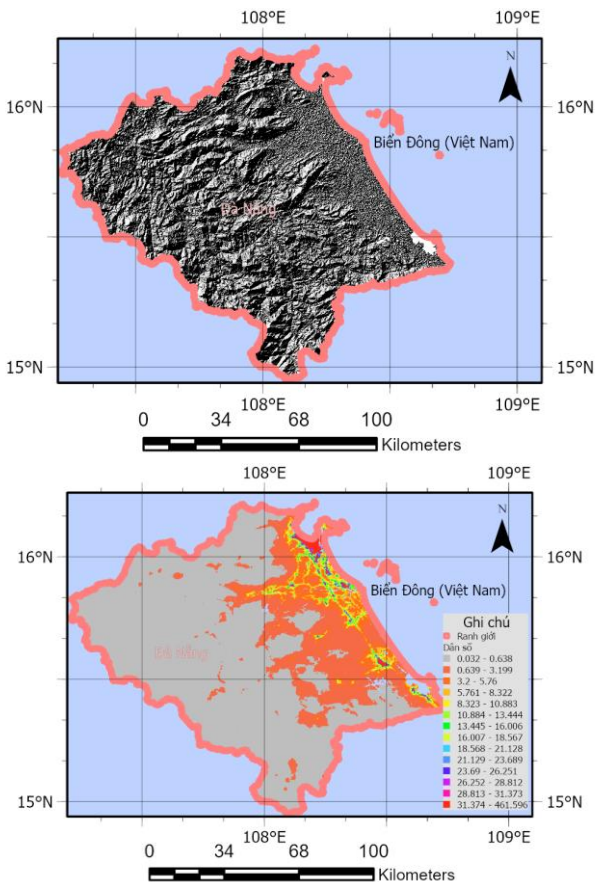
Dữ liệu DEM, dân số cũng được đưa vào mô hình CA-ANN cùng với dữ liệu sử dụng đất để dự báo những thay đổi LULC cho năm dự báo 2035. Dữ liệu DEM được tải xuống từ Earthdata của NASA (<https://earthdata.nasa.gov/>) ở định dạng raster với độ phân giải 30 m, sau đó được lấy mẫu lại ở độ phân giải 10 m để khớp với dữ liệu LULC ảnh phân loại được sử dụng trong nghiên cứu. Tương tự, dữ liệu dân số được tải xuống từ WorldPop (<https://www.worldpop.org/>) và được sử dụng làm dữ liệu đầu vào để dự báo những thay đổi LULC (Hình 2).

3. Phương pháp nghiên cứu

Việc phân loại LULC được thực hiện trên nền tảng GEE và ngôn ngữ lập trình JavaScript được sử dụng để tạo chương trình phân loại LULC với thuật toán RF. Khu vực Đà Nẵng được lựa chọn 6 lớp phủ để phân loại bao gồm các lớp phủ: Đất trống; Dân cư; Rừng; Nông nghiệp; Mặt nước và Loại đất khác. Đặc điểm của các lớp phủ nêu trên được mô tả chi tiết tại Bảng 1.

Bảng 1. Mô tả về LULC tại Đà Nẵng.

Tên lớp	Mô tả
Đất trống	Các khu vực đường đất, bãi san lấp và những khu cây trồng đã được thu hoạch, chưa canh tác mới, các bãi bồi, bãi đất, cát.
Dân cư	Các khu vực làng mạc, nhà cửa, công trình xây dựng, chung cư, tòa nhà.
Rừng	Những khu vực rừng trồng, rừng tự nhiên, khu vực phủ kín bởi cây cối dày đặc.
Nông nghiệp	Những khu vực cây cối thưa thớt, khu vực đang canh tác như cánh đồng vườn.
Mặt nước	Bao gồm hệ thống thủy hệ, kênh mương, sông suối, ao hồ.
Loại đất khác	Các loại đất còn lại, không nằm trong 5 loại đất trên.

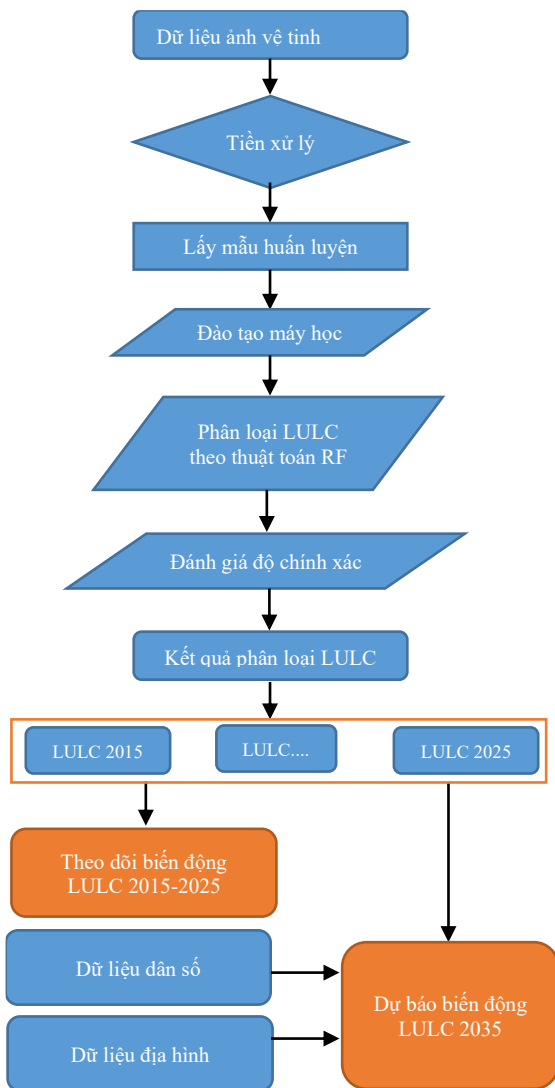


Hình 2. (a) Mô hình số địa hình, (b) Mật độ dân số.

Thực hiện phân loại LULC theo trình tự các bước được thể hiện trong Hình 3. Quá trình phân loại cụ thể bao gồm: Thu nhận ảnh Landsat-8 thông qua nền tảng GEE; Tiền xử lý, lọc mây; Lấy mẫu huấn luyện; Đào tạo máy học; Phân loại LULC theo thuật toán RF; Đánh giá độ chính xác phân loại; Thu nhận kết quả LULC; Phân tích, đánh giá biến động các lớp phủ bề mặt theo thời gian; Dự đoán biến động LULC.

3.1. Thuật toán RF

Thuật toán Rừng ngẫu nhiên được sử dụng trong nghiên cứu. Thuật toán RF có khả năng tích hợp nhiều cây quyết định để tạo ra một rừng ngẫu nhiên. Thuật toán tạo ra một cây bằng việc



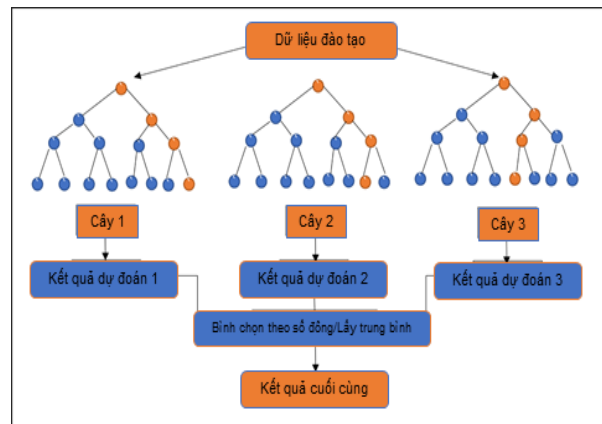
Hình 3. Sơ đồ quy trình nghiên cứu.

kết hợp giữa các tính năng ngẫu nhiên. Các mẫu huấn luyện được chọn một cách ngẫu nhiên dựa trên việc thay thế N. Với N là kích thước của tập huấn luyện ban đầu, từ đó kết hợp nhiều cây quyết định để có được kết quả cuối cùng (Breiman, 2001). Mặc dù Breiman (2001) không viết rõ ràng quy trình này dưới dạng toán học mà mô tả cơ chế này như mỗi cây bỏ một phiếu cho lớp phổ biến nhất, tuy nhiên nghiên cứu của một số tác giả khác, trong đó Louppe đã hình thức hóa mô tả trên thành công thức (1) và hiện đang được ứng dụng rộng rãi trong thực hiện phân loại (Louppe, 2014):

$$H(x) = \operatorname{argmax}_Y \sum_i = 1kI(h_i(x) = Y) \quad (1)$$

Trong đó: $H(x)$ - mô hình kết hợp, h_i - mô hình phân loại, Y - biến mục tiêu, $I(\cdot)$ - hàm chỉ báo. Từ công thức này, có thể thấy thuật toán RF sử dụng đa số các quyết định biểu quyết để lựa chọn được phân loại cuối cùng.

Thuật toán RF (Hình 4) được sử dụng rộng rãi trong việc phân lớp dữ liệu. Thuật toán RF nhận được sự đánh giá cao bởi một số ưu điểm như là độ chính xác của mô hình; hiệu quả với ảnh có độ phân giải trung bình và cao như Landsat, Sentinel, MODIS,...; RF phù hợp để phân loại ảnh từ các cảm biến như Landsat, Sentinel, AVIRIS,... chứa nhiều kênh phổ; Dễ triển khai trong Google Earth Engine (GEE). Tuy vậy, thuật toán RF cũng còn một số hạn chế nhất định như khi số lượng cây hoặc dữ liệu huấn luyện lớn, mô hình có thể cần dung lượng bộ nhớ lớn (RAM) và thời gian xử lý, nhất là đối với ảnh có kích thước lớn hoặc phân giải cao; Khi một số lớp chiếm số lượng rất nhỏ thì có thể phân loại kém hơn nếu không cân bằng mẫu (Boston và nnk., 2022; Breiman, 2001; Gislason và nnk., 2006).



Hình 4. Sơ đồ thuật toán RF trong phân loại.

Trong nghiên cứu này, việc thực hiện lấy mẫu được tiến hành trực tiếp trên nền tảng GEE bằng ngôn ngữ lập trình JavaScript. Trong đó các mẫu được thu thập trên ảnh theo vùng đa giác (Polygon) thay vì lấy điểm đơn lẻ. Phương pháp này giúp đảm bảo tính đại diện cho từng lớp phủ, phản ánh đúng sự phân bố đan xen phức tạp của các pixel trong tự nhiên. Tổng số lượng 869 mẫu tại khu vực phân loại từ lớp phủ Đất trống đến lớp phủ Loại đất khác lần lượt là: 98, 123, 166, 185, 196, 101 vị trí lấy mẫu được thiết lập cho 6 lớp phủ. Việc triển khai trên GEE giúp tận dụng sức mạnh tính toán đám mây để xử lý nhanh chóng các kênh phổ phức tạp của ảnh Landsat. Đồng thời, sự kết hợp giữa lấy mẫu dạng polygon và thuật toán RF trên GEE đã giúp nghiên cứu có thể đạt độ chính xác tổng thể tối đa.

3.2. Phương pháp đánh giá độ chính xác phân loại

Confusion Matrix là ma trận nhằm lần thường được sử dụng cho việc đánh giá độ chính xác, kết quả này chỉ ra sự nhầm lẫn giữa các lớp đối tượng phân loại.

Các số liệu thống kê của Confusion Matrix bao gồm độ chính xác tổng thể (OA), hệ số Kappa (Cohen, 1960). Giá trị của hệ số Kappa đạt từ 0,4 đến 0,6 được coi là có độ chính xác trung bình, từ lớn hơn 0,6 đến 0,8 là tốt và lớn hơn 0,8 đến 1,0 là rất cao (Byrt và nnk., 1993; Landis & Koch, 1977). Đánh giá độ chính xác phân loại LULC được thực hiện trên GEE. Trong đó, 70% mẫu được dùng để phân loại ảnh và 30% số lượng mẫu được sử dụng cho kiểm tra và đánh giá. Trong nghiên cứu này, 609 mẫu được sử dụng để phân loại lớp phủ và 260 mẫu được dùng để kiểm tra, đánh giá độ chính xác. Các công thức tính OA và Kappa như sau:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2)$$

Trong đó: TP - Mẫu thực sự đúng và được phân loại đúng, FP - Mẫu bị phân loại sai là đúng, TN - Mẫu thực sự đúng nhưng bị phân loại sai, FN - Mẫu sai và được phân loại sai (kết quả đúng).

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} = 1 - \frac{1 - P_o}{1 - P_e} \quad (3)$$

Trong đó: P_o - mức độ đồng thuận quan sát được, P_e - mức độ đồng thuận kỳ vọng.

3.3. Phương pháp dự báo biến động LULC

Mô hình Cellular Automata - Artificial Neural Network (CA-ANN) là sự kết hợp giữa tự động cellular (CA) và mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), được ứng dụng phổ biến trong mô phỏng và dự báo biến động LULC. Trong đó CA là Một mô hình lưới ô vuông, trong đó mỗi ô có trạng thái (loại sử dụng đất). ANN là Mạng học sâu được sử dụng để học quy tắc chuyển đổi từ dữ liệu lịch sử. Khi kết hợp cả hai thì mô hình phát huy được các điểm mạnh như là CA xử lý không gian và tương tác lân cận, trong khi đó ANN học quy luật phức tạp từ dữ liệu lịch sử.

3.3.1. Tổng quát mô hình CA-ANN

Công thức chuyển đổi trạng thái sử dụng đất của một ô tại vị trí(x,y) tại thời điểm t+1 là:

$$S_{(x,y)}^{t+1} = f(S_{(x,y)}^t, N_{(x,y)}^t, X_{(x,y)}^t) \quad (4)$$

Trong đó: $S_{(x,y)}^t$ - Trạng thái sử dụng đất hiện tại tại ô (x,y) ở thời điểm t; $N_{(x,y)}^t$ - Mô hình lân cận (neighborhood configuration) - trạng thái của các ô xung quanh; $X_{(x,y)}^t$ - Tập các yếu tố ảnh hưởng (biến giải thích), như là các yếu tố về độ cao, khoảng cách, hay là các yếu tố về dân số, độ dốc,...; $f(\cdot)$ - Hàm phi tuyến được học bởi ANN - mô phỏng xác suất chuyển đổi.

3.3.2. Huấn luyện ANN

ANN được huấn luyện trên dữ liệu sử dụng đất trong quá khứ, cụ thể trong nghiên cứu này là các kết quả biến động trong giai đoạn từ năm 2015 đến 2025 để tìm mối quan hệ giữa các thời điểm.

Trong đó dữ liệu đầu vào là trạng thái hiện tại, môi trường xung quanh, biến phụ trợ; Kết quả đầu ra: xác suất chuyển đổi sang các loại LULC khác nhau.

Sau huấn luyện, mô hình học được một hàm:

$$P = ANN(S^t, N^t, X^t) \quad (5)$$

Trong đó P là xác suất chuyển đổi sang từng loại LULC.

3.3.3. Ứng dụng CA mô phỏng không gian

CA sử dụng kết quả từ ANN để tạo bản đồ xác suất chuyển đổi, Việc chuyển đổi này áp dụng quy tắc lựa chọn ngẫu nhiên để quyết định xem một ô có chuyển đổi không, dựa trên xác suất

(Metropolis và nnk., 1953; Metropolis & Ulam, 1949).

Cụ thể, với nghiên cứu này, Dự báo thay đổi LULC của khu vực nghiên cứu đến năm 2035 (chu kỳ 10 năm) dựa trên mô hình CA kết hợp với mô hình ANN. Trong đó, mô hình CA là mô hình tính toán dựa trên lưới các ô, mỗi ô sẽ có trạng thái có thể thay đổi theo thời gian dựa trên các quy tắc nhất định và trạng thái của các ô lân cận. Mô hình CA đã được ứng dụng trong việc mô phỏng phát triển đô thị dựa trên dữ liệu đầu vào như mật độ dân số, tình trạng sử dụng đất, hạ tầng giao thông và địa hình. Mô hình ANN là mô hình học máy (ML) bao gồm các "nơ-ron" được kết nối với nhau để xử lý thông tin từ đầu vào đến đầu ra thông qua lớp ẩn (Rumelhart và nnk., 1986). Sự kết hợp của CA-ANN mang lại khả năng dự báo của ANN và vị trí của CA để mô phỏng các hiện tượng phức tạp, đặc biệt là những hiện tượng có đặc tính về thời gian và không gian. Đối với nghiên cứu về dự báo xu hướng biến động đô thị và sử dụng đất, vai trò của CA-ANN là linh hoạt, chính xác và có hiệu quả (Yang và nnk., 2008). Với ứng dụng này, ANN có thể dự báo xác suất phát triển của từng khu vực trong thành phố, trong khi CA thực hiện mô phỏng chi tiết các khu vực xung quanh.

Việc lựa chọn mô hình hỗn hợp CA-ANN thay vì các mô hình đơn lẻ nhằm tối ưu hóa thể mạnh của cả hai phương pháp. Trong khi ANN đóng vai trò là mạng học sâu giúp giải mã các quy luật chuyển đổi phức tạp và xác suất biến động từ dữ liệu lịch sử thì CA lại mạnh về khả năng mô phỏng động các tương tác không gian giữa điểm ảnh và các vùng lân cận. Sự kết hợp này đã được minh chứng hiệu quả qua các nghiên cứu trên thế giới năm 2022 của Sajan, của Baig, ngoài ra cũng có các nghiên cứu tại Việt Nam như là của tác giả Nguyễn Hoàng Anh năm 2025 thực hiện tại Vũng Tàu, Việt Nam (Anh, 2025; Baig và nnk., 2022; Sajan và nnk., 2022). Cách tiếp cận này giúp khắc phục hạn chế về mặt vị trí không gian của mô hình ANN đơn thuần, mang lại kết quả dự báo LULC chính xác và sát thực tế hơn cho khu vực Đà Nẵng. Các nghiên cứu trên cung cấp cơ sở khoa học và bằng chứng về hiệu quả và ứng dụng của từng mô hình, cũng như lợi ích của việc kết hợp giữa các mô hình nhằm nâng cao độ chính xác và ứng dụng trong mô phỏng và phân loại không gian.

4. Kết quả và thảo luận

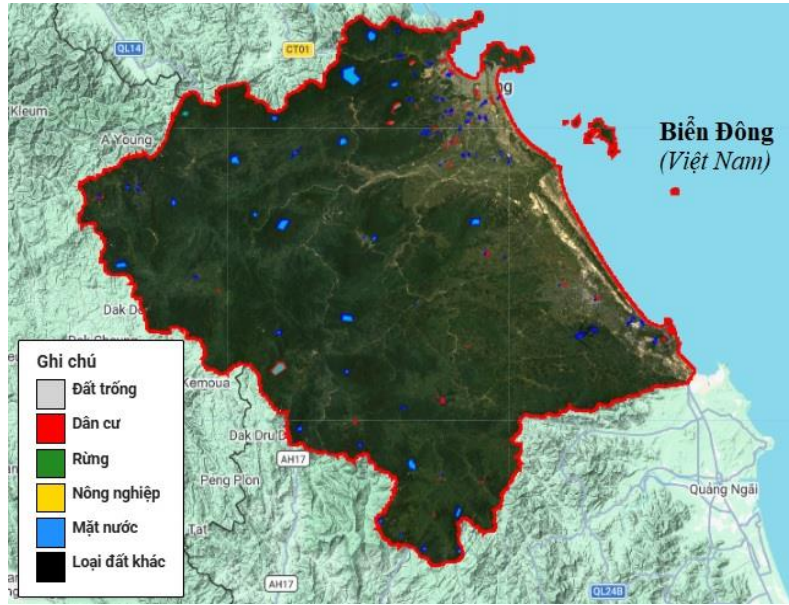
4.1. Kết quả phân loại LULC

Kết quả của nghiên cứu gồm LULC là sản phẩm sau phân loại. Mỗi một kết quả LULC sau phân loại bao gồm 6 lớp phủ là các: Đất trống, Dân cư, Rừng, Nông nghiệp, Mặt nước, Loại đất khác. Tổng toàn bộ sản phẩm gồm 11 ảnh phân loại các lớp phủ tương ứng với các năm từ 2015 đến 2025.

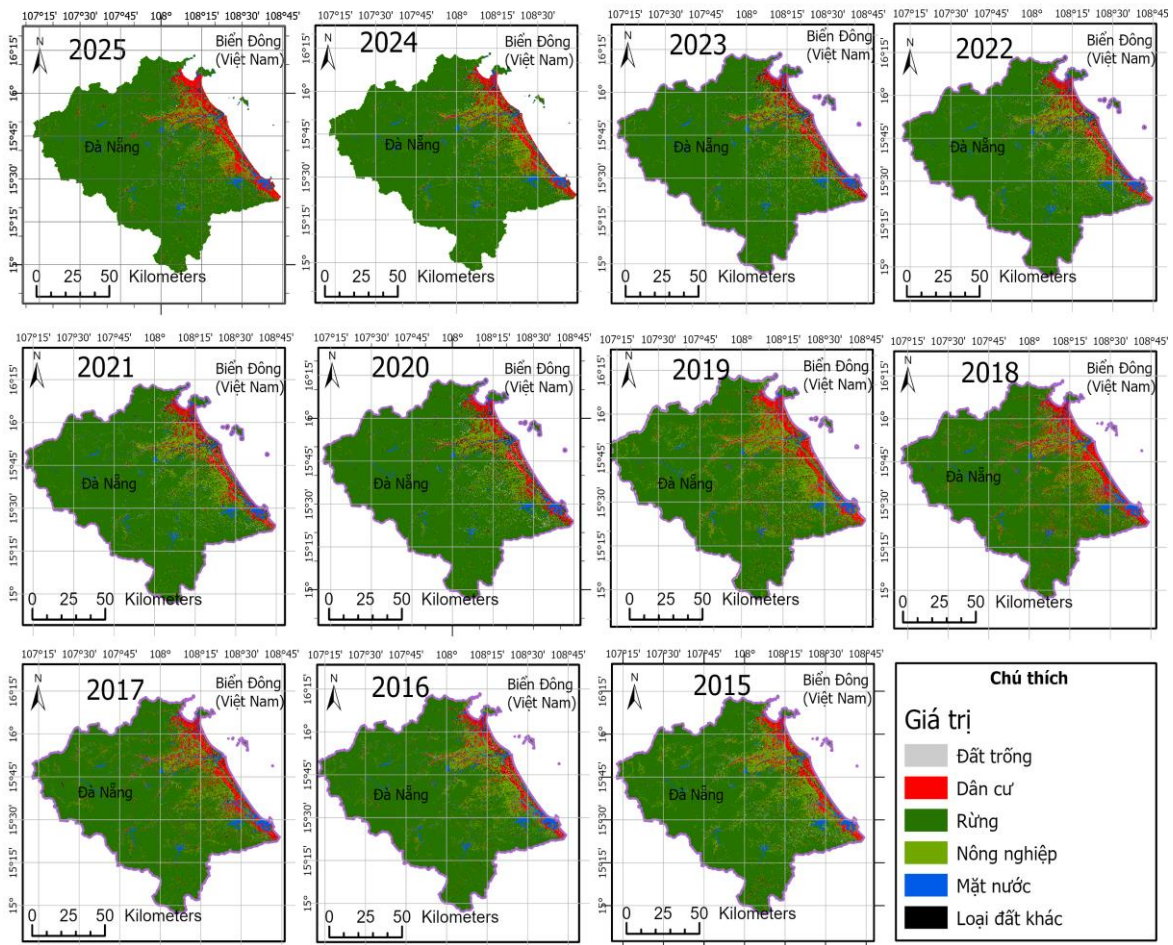
Các lớp phủ bề mặt tại Đà Nẵng sau phân loại được thể hiện với kết quả rõ ràng theo từng năm. Trong đó các lớp phủ có tỷ lệ bao phủ về diện tích so với tổng diện tích tự nhiên toàn bộ Đà Nẵng trung bình trong giai đoạn nghiên cứu từ 2015 đến 2025 năm lần lượt là 0,94%; 4,88%; 75,94%; 9,96%; 7,13%; 1,15% tương ứng với các lớp phủ Đất trống, Dân cư, Rừng, Nông nghiệp, Mặt nước, Loại đất khác. Lớp phủ Đất trống và lớp phủ Loại đất khác chiếm tỷ lệ rất thấp, phân bố rải rác, xen kẽ trên toàn bộ vùng nghiên cứu. Lớp phủ Rừng chiếm đa số và tập trung nhiều ở các vùng địa hình cao phía tây, tây-bắc của Đà Nẵng. Lớp phủ Dân cư có tỷ lệ không lớn và phân bố dọc theo khu vực phía đông của Đà Nẵng, tập trung nhiều ở theo dải ven biển của thành phố. Lớp phủ ss chiếm tương đối lớn chỉ sau lớp phủ Rừng, phân bố đều trên toàn bộ khu vực nghiên cứu. Đối với lớp phủ Mặt nước, đa số là diện tích của một số sông, suối, nhánh sông và các hồ.

4.2. Độ chính xác LULC

Trong nghiên cứu này, 260 trong tổng số 869 mẫu được lựa chọn một cách ngẫu nhiên phục vụ kiểm tra, đánh giá độ chính xác. Trong đó số lượng các điểm lấy mẫu được sử dụng với tỷ lệ là 30% và 70% lần lượt tương ứng với số lượng điểm kiểm tra và tổng toàn bộ số lượng mẫu trong vùng nghiên cứu. Sơ đồ vị trí của các điểm mẫu được thể hiện tại Hình 5, 6. Bảng 2 thể hiện kết quả độ chính xác phân loại LULC, các kết quả này được xác định bởi ma trận nhầm lẫn. Các kết quả đánh giá đều có độ tin cậy cao, cụ thể với giá trị Kappa đạt min 87,1 (năm 2023) và max là 94,3 (năm 2015) và giá trị OA đạt min 88,6 (năm 2019), đạt max 98,5 (năm 2015). Theo các đánh giá dựa trên giá trị của hệ số Kappa đều lớn hơn 0,8 có nghĩa là phân loại đạt được độ chính xác cao. Từ kết quả đánh giá độ chính xác phân loại LULC cho toàn bộ các năm (từ 2015 đến 2025) đều đạt loại tốt cho thấy kết quả



Hình 5. Sơ đồ vị trí mẫu huấn luyện phục vụ phân loại LULC trên GEE.



Hình 6. Kết quả LULC khu vực Đà Nẵng giai đoạn 2015-2025.

Bảng 2. Độ chính xác phân loại LULC.

Năm	OA	Kappa	Năm	OA	Kappa
2015	98,5	94,3	2021	92,9	88,9
2016	98,3	93,6	2022	91,3	88,1
2017	92,6	89,1	2023	92,1	87,1
2018	94,2	90,6	2024	93,4	89,6
2019	91,8	88,6	2025	94,2	90,3
2020	93,0	90,1			

phân loại LULC đạt yêu cầu cho các phân tích, tính toán biến động các lớp phủ tại khu vực nghiên cứu.

Các mẫu trong nghiên cứu được lấy theo các polygon, đây là phương pháp đảm bảo các mẫu có tính đại diện cho lớp phủ cần phân loại. Phương pháp lấy mẫu này giúp kết quả phân loại ảnh thể hiện chi tiết, rõ nét, đồng thời phản ánh sự phân bố xen kẽ của các pixel hoặc cụm pixel nhỏ giữa các lớp phủ, tương tự như phân bố thực tế ngoài tự nhiên. Chất lượng của tập mẫu huấn luyện đóng vai trò quan trọng trong việc quyết định hiệu quả phân loại ảnh. Tuy nhiên, thực tế là các mẫu huấn luyện có thể còn tồn tại một số sai số không thể loại bỏ hoàn toàn, đặc biệt đối với những bề mặt có sự đan xen phức tạp, khó phân định rõ ràng, chẳng hạn như lớp phủ Loại đất khác. Kết quả này cũng tương đồng với một số nghiên cứu đã công bố trước đây về độ chính xác phân loại LULC bằng dữ liệu ảnh vệ tinh (Burgert và nnk., 2022).

4.3. Biến động LULC giai đoạn 2015-2025

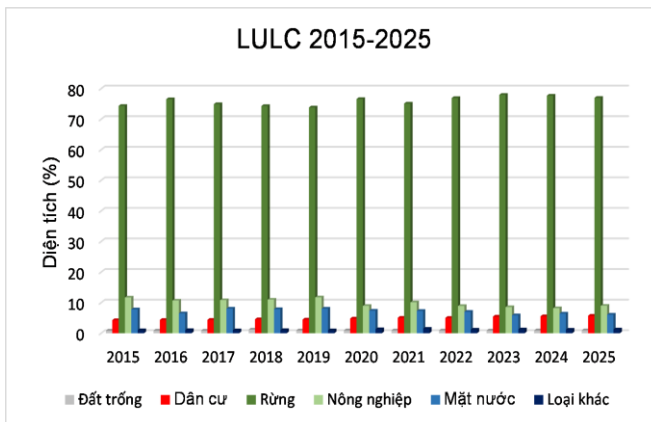
Các lớp phủ có biến động khác nhau về diện tích, trong đó lớp phủ Đất trống có tỷ lệ nhỏ nhất là 0,86% vào năm 2017 và lớn nhất là 0,96% vào

năm 2025. Lớp phủ Dân cư có giá trị nhỏ nhất vào năm 2015 là 4,29% và lớn nhất vào năm 2025 là 5,72%. Lớp phủ Rừng có biến động với tỷ lệ diện tích nhỏ nhất và lớn nhất là 74,31% và 77,97% vào các năm 2018 và năm 2023. Tỷ lệ diện tích lớp phủ Cây nông nghiệp đạt nhỏ nhất là 8,19% vào năm 2024 và lớn nhất là 11,73% vào năm 2019. Lớp phủ Mặt nước thể hiện biến động có tỷ lệ nhỏ nhất và lớn nhất vào các năm 2023 và 2017 với giá trị tương ứng là 5,86% và 8,06%. Không như lớp phủ Đất trống, kết quả phân loại cho thấy lớp phủ Loại đất khác có diện tích bao phủ nhỏ nhất vào năm 2019 là 0,96% và lớn nhất vào năm 2021 là 1,47% (Hình 7).

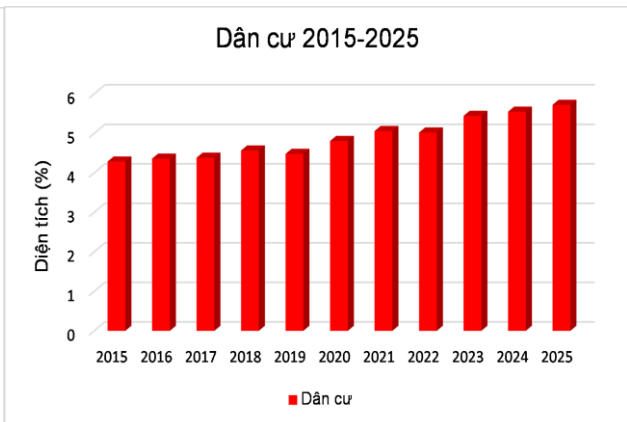
Hầu hết các lớp có biến động trong giai đoạn 2015-2025 là tăng giảm không có xu hướng rõ rệt. Riêng lớp Dân cư có biến động theo xu hướng tăng một cách rõ ràng và có kết quả tăng 1.44% về diện tích trong giai đoạn 2015-2025 (Hình 8). Dẫu vậy, kết quả phân tích cơ bản cho thấy lớp phủ Dân cư có xu hướng gia tăng trong suốt giai đoạn theo dõi biến động, phản ánh đúng với quy luật phát triển kinh tế - xã hội của Đà Nẵng. Kết quả này cũng nhất quán với xu hướng tăng trưởng được ghi nhận trong các báo cáo của một số cơ quan quản lý địa phương tại khu vực Đà Nẵng.

Cùng với việc theo dõi biến động LULC qua từng năm, nghiên cứu này cũng đưa ra kết quả việc chuyển đổi của các loại lớp phủ của năm 2015 so với năm 2025. Hình 9 thể hiện chuyển đổi của từng loại lớp phủ trên bản đồ chuyển đổi lớp phủ tại khu vực Đà Nẵng giai đoạn 2015-2025.

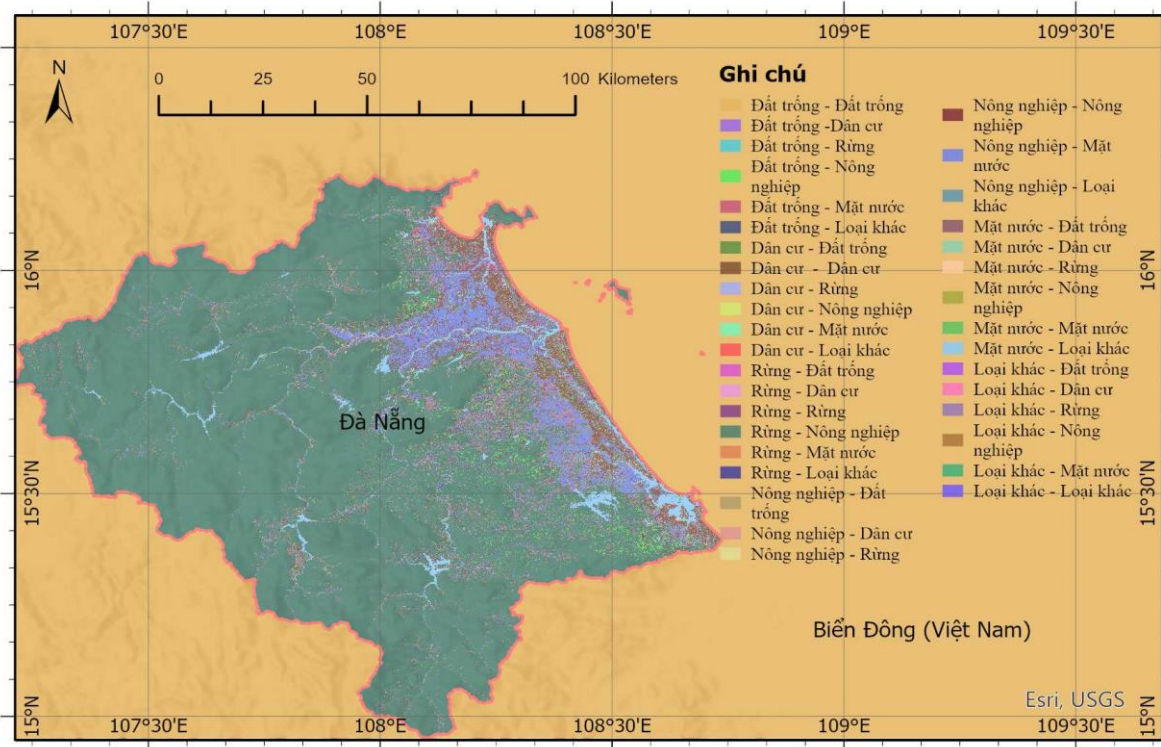
Các kết quả về chuyển đổi LULC tại lưu vực Đà Nẵng trong thời gian nghiên cứu được thể hiện trong Bảng 3. Trong giai đoạn từ 2015 đến 2025,



Hình 7. Biểu đồ biến động LULC 2015-2025.



Hình 8. Biểu đồ biến động lớp Dân cư 2015-2025.



Hình 9. Bản đồ biến động LULC 2015-2025.

việc chuyển đổi các loại LULC sang lớp phủ Đất trống là ít nhất. Đây là kết quả phù hợp, vì trong phân loại LULC của khu vực này, lớp phủ Đất trống chiếm tỷ lệ phần trăm thấp nhất trong các loại LULC được phân loại.

Trong khi đó các loại LULC chuyển sang Dân cư là nhiều nhất, đạt giá trị chuyển đổi lớn nhất về diện tích là Đất trống và Loại khác. Lớp Mặt nước có ít sự chuyển đổi nhất trong giai đoạn 2015-2025. Trong khi đó lớp phủ Mặt nước có xu hướng giảm nhẹ.

Bảng 3. Chênh lệch diện tích LULC 2015-2025 (%).

	2015(%)	2025(%)	Δ (%)
Đất trống	0,87	0,96	0,09
Dân cư	4,29	5,72	1,44
Rừng	74,35	77,00	2,65
Nông nghiệp	11,68	8,99	-2,70
Mặt nước	7,82	6,08	-1,74
Loại khác	0,99	1,25	0,26

4.4. Dự báo LULC 2035

Theo kết quả dự báo trên phần mềm mã nguồn mở QGIS từ mô hình Molusce, đến năm 2035, diện tích Đất trống giảm 0,01%, diện tích Rừng tăng 1,65% trong khi diện tích Nông nghiệp giảm tới 2,81%.

Từ kết quả dự báo về biến động diện tích sử dụng đất đến năm 2035 so với năm 2015, thành phố Đà Nẵng cho thấy xu hướng mở rộng đáng kể về diện tích của các khu vực Dân cư. Đến năm 2035, diện tích khu vực Dân cư sẽ chiếm khoảng 6,22%, diện tích Rừng đạt 76,00% so với tổng diện tích tự nhiên của thành phố Đà Nẵng. Kết quả này cũng tương đồng với xu hướng phát triển chung và phụ thuộc nhiều vào công tác quản lý đất đai và tình hình quỹ đất thực tế tại thành phố Đà Nẵng để phát triển khu đô thị, vốn chưa nhiều so với tổng diện tích tự nhiên.

Sự phân hóa LULC tại Đà Nẵng chịu sự chi phối mạnh mẽ bởi các đặc điểm tự nhiên và áp lực nhân văn. Trong khi địa hình núi cao hiểm trở phía tây (700÷1.500 m) có vai trò rào cản tự nhiên giúp bảo tồn ổn định diện tích rừng, thì sự tập trung

dân cư tại đồng bằng ven biển phía đông lại là động lực cốt lõi thúc đẩy đô thị hóa. Việc tích hợp các biến số địa hình và mật độ dân số vào mô hình CA-ANN đã cho phép máy học và tính toán các quy luật chuyển đổi không gian phức tạp, giúp kích bản dự báo diện tích khu vực dân cư đạt 6,22% vào năm 2035, điều này có thể mang tính thực tiễn và khả năng đạt độ tin cậy hơn so với các mô hình thống kê truyền thống.

5. Kết luận

Sử dụng ảnh vệ tinh Landsat-8 thông qua nền tảng Google Earth Engine (GEE), nghiên cứu này đã chỉ ra hiệu quả vượt trội trong việc ứng dụng các hệ thống mã nguồn mở, theo dõi biến động LULC và có khả năng hỗ trợ ra quyết định trong các lĩnh vực như quản lý đất đai, tài nguyên và môi trường. Dữ liệu Landsat-8, với đặc điểm miễn phí, đa thời gian và cập nhật liên tục, đã cho phép phân loại chính xác 6 loại lớp phủ bề mặt tại khu vực Đà Nẵng giai đoạn 2015-2025, đạt độ chính xác cao với hệ số Kappa vượt ngưỡng 0,8. Việc ứng dụng ngôn ngữ lập trình JavaScript trên GEE giúp xử lý dữ liệu nhanh chóng, mang lại kết quả đáng tin cậy. Kết quả theo dõi biến động lớp phủ đất tại khu vực nghiên cứu cung cấp thông tin giá trị, hỗ trợ các lĩnh vực như quản lý đất đai, bất động sản, tài nguyên nước và bảo vệ môi trường. Việc tích hợp dữ liệu địa hình và mật độ dân số vào mô hình CA-ANN trong nghiên cứu này đã giúp phản ánh chính xác các quy luật biến động phi tuyến của LULC. Trong khi địa hình núi cao phía tây đóng vai trò rào cản tự nhiên giúp ổn định diện tích rừng, thì áp lực dân số tại khu vực đồng bằng ven biển là động lực chính thúc đẩy đất dân cư dự báo mở rộng lên 6,22% vào năm 2035. Kết quả này khẳng định tầm quan trọng của việc kết hợp các yếu tố tự nhiên và kinh tế - xã hội để nâng cao độ tin cậy trong quy hoạch và dự báo sử dụng đất bền vững. Tuy nhiên, nghiên cứu hiện tại mới chỉ tập trung vào 6 lớp phủ và sử dụng dữ liệu Landsat-8 miễn phí. Để đạt được kết quả cụ thể hơn nữa, các nghiên cứu sau này có thể mở rộng số lượng lớp phủ hoặc tích hợp các nguồn ảnh vệ tinh có độ phân giải không gian và thời gian cao hơn tại các khu vực có đặc điểm tương tự.

Đóng góp của tác giả

Đặng Thanh Tùng - phương pháp luận, viết bản thảo bài báo, kiểm chứng, đánh giá và chỉnh sửa; Hoàng Thị Thủy - phân tích dữ liệu, điều tra, khảo sát.

Tài liệu tham khảo

- Anh, N. H. J. T. c. K. h. Đ. h. C. T. (2025). Ứng dụng giải thuật trí tuệ nhân tạo phân loại và dự báo sự phân bố lớp phủ thực vật sử dụng ảnh landsat-vùng nghiên cứu tại đới ven bờ của tỉnh Bà Rịa Vũng Tàu. *61(2)*, 67-79.
- Astuty, Y. I., & Dimiyati, M. (2024). Prediction of land use/land cover change in Indonesia using the open source land cover dataset: a review. *Geodesy Cartography*, *50(2)*, 67-75. <https://doi.org/10.3846/gac.2024.19285>.
- Baig, M. F., Mustafa, M. R. U., Baig, I., Takaijudin, H. B., & Zeshan, M. T. (2022). Assessment of land use land cover changes and future predictions using CA-ANN simulation for Selangor, Malaysia. *Water*, *14(3)*, 402. <https://doi.org/10.3390/w14030402>.
- Boston, T., Van Dijk, A., Larraondo, P., & Thackway, R. (2022). Comparing CNNs and Random Forests for Landsat Image Segmentation Trained on a Large Proxy Land Cover Dataset. *Remote Sensing*, *14(14)*, 3396. <https://doi.org/10.3390/rs14143396>.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine learning*, *45*, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Burgert, T., Ravanbakhsh, M., & Demir, B. (2022). On the Effects of Different Types of Label Noise in Multi-Label Remote Sensing Image Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *60*, 1-13. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2022.3226371>.
- Byrt, T., Bishop, J., & Carlin, J. B. (1993). Bias, prevalence and kappa. *J Clin Epidemiol*, *46(5)*, 423-429. [https://doi.org/10.1016/0895-4356\(93\)90018-v](https://doi.org/10.1016/0895-4356(93)90018-v).
- Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, *20(1)*, 37-46.

- <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>.
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4), 294-300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>.
- Halmy, M. W. A., Gessler, P. E., Hicke, J. A., & Salem, B. B. (2015). Land use/land cover change detection and prediction in the north-western coastal desert of Egypt using Markov-CA. *Applied Geography*, 63, 101-112. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.06.015>.
- Islam, K., Rahman, M. F., & Jashimuddin, M. (2018). Modeling land use change using cellular automata and artificial neural network: The case of Chunati Wildlife Sanctuary, Bangladesh. *Ecological indicators*, 88, 439-453. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.01.047>.
- Karimi, H., Jafarnejhad, J., Khaledi, J., & Ahmadi, P. (2018). Monitoring and prediction of land use/land cover changes using CA-Markov model: a case study of Ravansar County in Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(19), 592. <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3940-5>.
- 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>.
- Li, F., Yigitcanlar, T., Nepal, M., Nguyen, K., & Dur, F. (2023). Machine learning and remote sensing integration for leveraging urban sustainability: A review and framework. *Sustainable Cities and Society*, 96, 104653. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104653>
- Liang, Y., Hashimoto, S., & Liu, L. (2021). Integrated assessment of land-use/land-cover dynamics on carbon storage services in the Loess Plateau of China from 1995 to 2050. *Ecological indicators*, 120, 106939. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106939>.
- Lin, Y.-P., Chu, H.-J., Wu, C.-F., & Verburg, P. H. (2011). Predictive ability of logistic regression, auto-logistic regression and neural network models in empirical land-use change modeling—a case study. *International Journal of Geographical Information Science*, 25(1), 65-87. <https://doi.org/10.1080/13658811003752332>.
- Liping, C., Yujun, S., & Saeed, S. (2018). Monitoring and predicting land use and land cover changes using remote sensing and GIS techniques—A case study of a hilly area, Jiangle, China. *PloS one*, 13(7), e0200493. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0200493>
- Loupe, G. (2014). *Understanding Random Forests: From Theory to Practice* (Publication Number 31350005) [Ph.D., Universite de Liege (Belgium)]. ProQuest Central. Belgium. <https://www.proquest.com/dissertations-theses/understanding-random-forests-theory-practice/docview/3110356512/se-2?accountid=221009>.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087-1092. <https://doi.org/10.2172/4390578>
- Metropolis, N., & Ulam, S. (1949). The Monte Carlo method. *J Am Stat Assoc*, 44(247), 335-341. <https://doi.org/10.1080/01621459.1949.10483310>.
- Meyer, L. H., Heurich, M., Beudert, B., Premier, J., & Pflugmacher, D. (2019). Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 Data for Estimation of Leaf Area Index in Temperate Forests. *Remote Sensing*, 11(10), 1160. <https://doi.org/10.3390/rs11101160>.
- Nguyen, H. T. T., Doan, T. M., & Radeloff, V. (2018). Applying Random Forest Classification to Map Land Use/Land Cover Using Landsat 8 Oli. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-3/W4, 363-367. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-3-W4-363-2018>.
- Nguyễn T., P., & Hồ T., U. (2023). Đánh giá sự thay đổi lớp phủ, sử dụng đất tại thành phố Đông Hà, tỉnh Quảng Trị bằng ảnh vệ tinh và dự đoán sự thay đổi bằng mô hình Molusce trong QGIS. *Tạp chí Khoa học và công nghệ nông nghiệp Trường Đại học Nông Lâm Huế*, 7(3), 3891-3900.

- <https://doi.org/10.46826/huaf-jasat.v7n3y2023.1073>.
- Nuthammachot, N., & Ali, M. Z. (2025). Comparative study of multiple algorithms classification for land use and land cover change detection and its impact on local climate of Mardan District, Pakistan. *Environmental Challenges*, 18, 101069. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2024.101069>.
- Phạm, V. T., Trịnh, L. H. n., Nguyễn, V. T., & Vũ, X. C. (2023). Nghiên cứu dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh từ dữ liệu Viễn thám và GIS. *Tạp chí Khoa học Đo đạc và Bản đồ*(56), 25-33. <https://doi.org/10.54491/jgac.2023.56.682>.
- Phuong, Đ. L., Thủy, H. T., & Hiệp, Đ. N. (2024). Nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo theo dõi biến động lớp phủ sử dụng đất khu vực quận Bắc Từ Liêm Hà Nội giai đoạn 2019-2023. *Tạp chí Trắc địa - Bản đồ*, 10(01), 22-29. <https://doi.org/10.5281/zenodo.13218549>.
- Prospects, U. W. U. (2024). *Da Nang Population*. <https://worldpopulationreview.com/cities/vietnam/da-nang>.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, 323(6088), 533-536. <https://doi.org/10.1038/323533a0>.
- Sajan, B., Mishra, V. N., Kanga, S., Meraj, G., Singh, S. K., & Kumar, P. (2022). Cellular automata-based artificial neural network model for assessing past, present, and future land use/land cover dynamics. *Agronomy*, 12(11), 2772. <https://doi.org/10.3390/agronomy12112772>.
- Shandu, I. D., Xulu, S., & Gebreslasie, M. (2026). Enhancing land cover classification in the heterogeneous landscape by integrating auxiliary data with Sentinel-2 imagery using the random forest algorithm. *Frontiers in Remote Sensing*, 6, 1697897. <https://doi.org/10.3389/frsen.2025.1697897>.
- Shih, H.-c., Stow, D. A., Chang, K.-C., Roberts, D. A., & Goulias, K. G. (2021). From land cover to land use: applying random forest classifier to Landsat imagery for urban land-use change mapping. *Geocarto International*, 37(19), 5523-5546.
- <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1923827>.
- Tavora, J., Jiang, B., Kiffney, T., Bourdin, G., Gray, P. C., Carvalho, L. S.,...Boss, E. (2023). Recipes for the Derivation of Water Quality Parameters Using the High-Spatial-Resolution Data from Sensors on Board Sentinel-2A, Sentinel-2B, Landsat-5, Landsat-7, Landsat-8, and Landsat-9 Satellites. *Journal of Remote Sensing*, 3, 0049. <https://doi.org/10.34133/remotesensing.0049>.
- Ullah, S., Ullah, N., Tariq, A., Kasi, B. A., Tahir, P., Khan, B., & Kucher, D. E. (2025). Monitoring effects of LULC change dynamics on the environment using time series remote sensing data with Google Earth Engine. *Theoretical and Applied Climatology*, 156(6), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s00704-025-05590-0>.
- USGS. (2020a). Landsat 8–9 Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor (OLI/TIRS) Level-2 Science Product (Surface Reflectance and Surface Temperature) User Guide. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-surface-reflectance>.
- USGS. (2020b). *Landsat Collection 2 Surface Reflectance Atmospheric Auxiliary Data*. <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-collection-2-surface-reflectance-atmospheric-auxiliary-data>.
- Vetter-Gindele, J., Braun, A., Warth, G., Bui, T. T. Q., Bachofer, F., & Eltrop, L. (2019). Assessment of Household Solid Waste Generation and Composition by Building Type in Da Nang, Vietnam. *Resources*, 8(4), 171. <https://doi.org/10.3390/resources8040171>.
- Yan, L., Roy, D., Zhang, H., Li, J., & Huang, H. (2016). An Automated Approach for Sub-Pixel Registration of Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) and Sentinel-2 Multi Spectral Instrument (MSI) Imagery. *Remote Sensing*, 8(6), 520. <https://doi.org/10.3390/rs8060520>.
- Yang, Q., Li, X., & Shi, X. (2008). Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machines. *Computers*

- geosciences*, 34(6), 592-602.
<https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.08.003>.
- Zhang, C., Liu, Y., & Tie, N. (2023). Forest Land Resource Information Acquisition with Sentinel-2 Image Utilizing Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor, Random Forest, Decision Trees and Multi-Layer Perceptron.
- Forests*, 14(2), 254.
<https://doi.org/10.3390/f14020254>.
- Zhou, Y., Zhang, F., Du, Z., Ye, X., & Liu, R. (2017). Integrating cellular automata with the deep belief network for simulating urban growth. *Sustainability*, 9(10), 1786.
<https://doi.org/10.3390/su9101786>.