Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng, ĐHXDHN, 2026, 20 (5V): 258–273

GIÁM SÁT BIẾN ĐỘNG LỚP PHỦ KHÔNG THẤM VÀ HỆ SỐ DÒNG CHẢY BỀ MẶT KHU VỰC TRONG VÀNH ĐAI 4 HÀ NỘI ỨNG DỤNG VIỄN THÁM VÀ HỌC MÁY

Vũ Thái Hà[a], Đào Duy Toàn[a,*], Nguyễn Minh Anh[a], Nguyễn Thị Huyền Trang[a]

[a]*Khoa Cầu Đường, Trường Đại học Xây dựng Hà Nội, số 55 đường Giải Phóng, phường Bạch Mai, Hà Nội, Việt Nam*

Nhận ngày 08/9/2026, Sửa xong 18/10/2026, Chấp nhận đăng 30/10/2026

Tóm tắt

Quá trình đô thị hóa nhanh làm gia tăng bề mặt không thấm và thay đổi đặc tính dòng chảy mặt đô thị. Nghiên cứu tích hợp viễn thám đa nguồn và học máy để đánh giá mối liên hệ giữa lớp phủ bề mặt (LC), tỷ lệ bề mặt không thấm (ISF) và hệ số dòng chảy bề mặt (*C*) khu vực phía trong Vành đai 4 Hà Nội giai đoạn 2016–2026. Dữ liệu Sentinel-1, Sentinel-2 và DEM được xử lý trên nền tảng Google Earth Engine, kết hợp thuật toán Random Forest để phân loại sáu lớp phủ với độ chính xác tổng thể đạt 95%. Kết quả cho thấy đất xây dựng mở rộng rõ rệt từ khu vực đô thị hiện hữu ra các vùng ven đô, kéo theo sự gia tăng ISF và *C*. Các vùng ISF và *C* cao tập trung tại đô thị trung tâm và mở rộng về phía Tây, Tây Nam và Nam, trong khi biến động *C* rõ hơn tại các khu vực ven đô. Sự tương đồng giữa phân bố *C* cao và các khu vực ngập được ghi nhận cho thấy gia tăng bề mặt không thấm có thể góp phần làm tăng áp lực lên hệ thống thoát nước. Kết quả nghiên cứu chỉ ra viễn thám kết hợp học máy là một công cụ tiềm năng và hữu ích trong giám sát đô thị hóa, biến đổi bề mặt và nhận diện các khu vực có nguy cơ gia tăng dòng chảy mặt, hỗ trợ quy hoạch và quản lý đô thị.

Từ khoá: lớp phủ bề mặt; lớp phủ không thấm; hệ số dòng chảy; viễn thám; học máy.

SPATIOTEMPORAL ANALYSIS OF IMPERVIOUS SURFACE COVER AND SURFACE RUNOFF COEFFICIENTS WITHIN HANOI'S RING ROAD 4 USING REMOTE SENSING AND MACHINE LEARNING

Abstract

Rapid urbanization increases impervious surfaces and alters urban surface runoff characteristics. This study integrates multi-source remote sensing and machine learning to investigate the relationships among land cover (LC), impervious surface fraction (ISF), and surface runoff coefficient (*C*) within Hanoi's Ring Road 4 from 2016 to 2026. Sentinel-1, Sentinel-2, and digital elevation model (DEM) data were processed using Google Earth Engine, and the Random Forest model algorithm employed to classify six land-cover classes, achieving an overall accuracy of over 95%. The results reveal a substantial expansion of built-up areas from the urban core toward surrounding peri-urban areas, accompanied by increases in ISF and *C*. Areas with high ISF and *C* values are concentrated in the urban core and extend westward, southwestward, and southward, while greater changes in *C* are more pronounced in peri-urban areas. The qualitative spatial correspondence between areas with high *C* values and previously historical flood-prone locations suggests that increasing impervious surface cover may contribute to larger pressure on urban drainage systems. The findings highlight the potential of integrating remote sensing and machine learning to monitor urban expansion and surface changes, identify areas experiencing increased surface runoff potential, and provide spatial information to support urban planning and management.

Keywords: land cover; impervious surface; runoff coefficient; remote sensing; machine learning.

https://doi.org/10.31814/stce.huce2026-20(5V)-19 © 2026 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

1. Giới thiệu

Ngập úng đô thị đang trở thành một thách thức đối với nhiều thành phố dưới tác động của đổi khí hậu, mưa cực đoan và quá trình đô thị hóa. Các trận mưa cường độ lớn có thể tạo ra lượng dòng chảy mặt vượt quá khả năng tiêu thoát nước của hệ thống hạ tầng đô thị, gây ngập trên diện rộng và ảnh hưởng trực tiếp đến giao thông, kinh tế và đời sống người dân [1]. Những tác động này đã được

*Tác giả đại diện. *Địa chỉ e-mail:* toandd@huce.edu.vn (Toàn, Đ. D.)

ghi nhận tại các đô thị châu Á, như Nhật Bản [2], Trung Quốc [3] và nhiều đô thị Việt Nam. Tại Hà Nội, các nghiên cứu cho thấy ngập úng có liên quan đến quá trình chuyển đổi sử dụng đất, suy giảm không gian trữ nước và hạn chế của hệ thống thoát [4]. Tương tự, nghiên cứu tại Huế và Quảng Bình ghi nhận tác động đồng thời của mưa lớn, đô thị hóa và biến đổi điều kiện bề mặt đến tình trạng ngập lụt [5, 6]. Bên cạnh mưa cực đoan, quá trình đô thị hóa và sự thay đổi lớp phủ bề mặt là những yếu tố quan trọng góp phần làm tăng nguy cơ ngập lụt trong đô thị. Sự mở rộng của khu dân cư, khu công nghiệp và hạ tầng giao thông làm suy giảm diện tích đất tự nhiên, đất nông nghiệp, thảm thực vật và các không gian có khả năng lưu giữ nước, trong khi diện tích nhà ở, đường giao thông và các bề mặt bê tông hoặc nhựa đường ngày càng tăng. Các bề mặt này có khả năng thấm nước thấp và được gọi chung là bề mặt không thấm (impervious surface). Sự gia tăng của các bề mặt này làm giảm khả năng thấm nước, gia tăng lượng và tốc độ hình thành dòng chảy mặt, từ đó tạo thêm áp lực lên hệ thống thoát nước đô thị [7, 8]. Tại lưu vực Nhiêu Lộc–Thị Nghè, TP.HCM, diện tích bề mặt không thấm tăng đáng kể trong giai đoạn 2015–2020 so với các giai đoạn trước đó, làm tăng lưu lượng đỉnh và tổng lượng dòng chảy, đồng thời rút ngắn thời gian tập trung dòng chảy [9]. Kết quả này chứng minh biến động lớp phủ do đô thị hóa không chỉ phản ánh sự mở rộng không gian xây dựng mà còn có ảnh hưởng trực tiếp đến phản ứng thủy văn của lưu vực đô thị.

Bên cạnh các giải pháp cải thiện hệ thống thoát nước như xây dựng hồ điều hòa, trạm bơm và tăng cường không gian trữ nước, việc giám sát sự phân bố và biến động của bề mặt không thấm cũng cần được quan tâm trong quản lý đô thị, giúp nhận diện các khu vực đang chuyển đổi nhanh từ bề mặt tự nhiên sang bề mặt xây dựng, nơi khả năng hình thành dòng chảy mặt [7, 9]. Để đáp ứng yêu cầu cập nhật thường xuyên trên phạm vi rộng, viễn thám kết hợp với các phương pháp học máy có thể là một giải hiệu quả trong xây dựng và giám sát lớp phủ bề mặt đô thị. Dữ liệu vệ tinh đa nguồn cho phép nhận dạng các lớp phủ chính như khu xây dựng, mặt nước, thực vật, đất nông nghiệp và đất trống, trong khi các thuật toán học máy có khả năng khai thác đồng thời nhiều đặc trưng để nâng cao độ chính xác phân loại. Tại Việt Nam, một số nghiên cứu gần đây đã chứng minh hiệu quả của dữ liệu viễn thám trong xác định bề mặt không thấm. Nghiên cứu tại 12 quận nội thành Hà Nội đạt độ chính xác tổng thể trên 93% trong xác định bề mặt không thấm [10]. Tại TP.HCM, Phú và cs. [11] sử dụng chuỗi ảnh Landsat kết hợp các thuật toán học máy để phân tích biến động bề mặt không thấm giai đoạn 2010–2020, trong đó Random Forest đạt độ chính xác tổng thể trên 93% và cho thấy sự gia tăng rõ rệt của diện tích không thấm theo thời gian. Tương tự, Tùng và cs. [12] sử dụng ảnh vệ tinh và thuật toán học máy để giám sát biến động lớp phủ tại Hà Nội giai đoạn 2013–2023. Các nghiên cứu này chủ yếu tập trung vào nâng cao độ chính xác phân loại, xác định diện tích và phân tích xu hướng biến động lớp phủ hoặc bề mặt không thấm. Theo hướng nghiên cứu ngập lụt đô thị, Ngọc và cs. [13] kết hợp GIS và phương pháp phân tích thứ bậc (AHP) để đánh giá khả năng xảy ra ngập tại Hà Nội, trong khi Hiếu và cs. [4] tích hợp dữ liệu viễn thám Sentinel-1, đặc điểm địa mạo và quá trình đô thị hóa để phân tích sự phân bố ngập lụt. Mặc dù đã cung cấp những thông tin quan trọng về biến động lớp phủ, sự mở rộng đô thị và các yếu tố ảnh hưởng đến ngập lụt, các nghiên cứu này chưa tập trung làm rõ đồng thời sự thay đổi mức độ không thấm và hệ số dòng chảy mặt từ kết quả giám sát lớp phủ đa thời gian.

Bản đồ lớp phủ là cơ sở để xác định mức độ không thấm của bề mặt [14]. Từ kết quả phân loại, mỗi loại lớp phủ có thể được gán mức độ không thấm tương ứng để xây dựng tỷ lệ bề mặt không thấm (Impervious Surface Fraction – ISF). Việc xác định ISF ở nhiều thời điểm cho phép theo dõi sự gia tăng bề mặt không thấm và nhận diện các khu vực có biến động đáng kể trong quá trình đô thị hóa. Khi tỉ lệ bề mặt không thấm gia tăng, khả năng thấm nước giảm, làm gia tăng lượng dòng chảy mặt trong điều kiện mưa tương ứng [7, 9]. Sự thay đổi này có thể được đánh giá thông qua hệ số dòng chảy

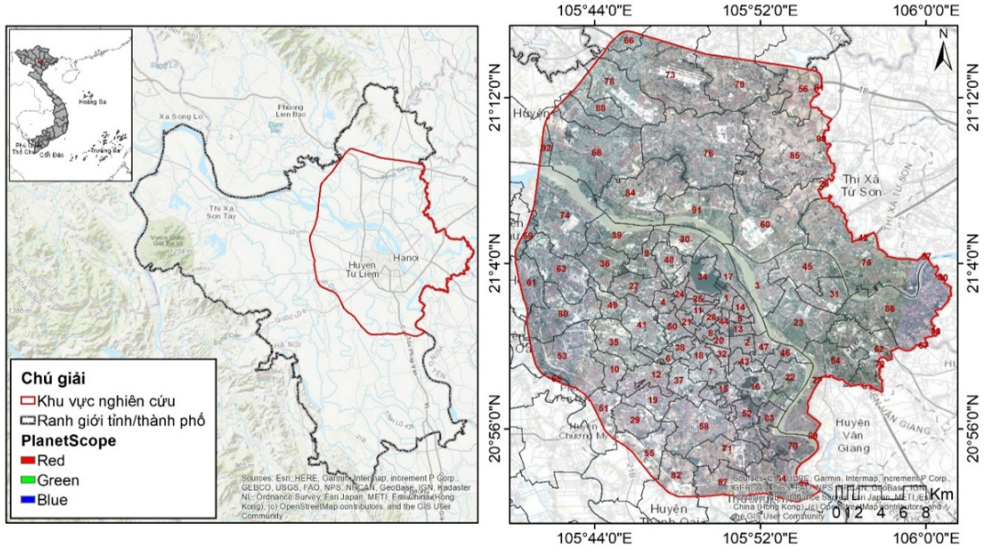
(Runoff Coefficient – *C*). Do đó, việc kết hợp kết quả phân loại lớp phủ với ước tính ISF và *C* cho phép đánh giá không chỉ sự thay đổi về diện tích các loại lớp phủ mà còn cả những biến đổi tiềm năng về đặc tính thủy văn bề mặt do quá trình đô thị hóa. Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về biến động lớp phủ, bề mặt không thấm và ngập lụt đô thị tại Việt Nam, phần lớn các công trình tập trung vào từng khía cạnh riêng biệt. Việc tích hợp biến động lớp phủ với sự thay đổi mức độ không thấm tiềm năng và hệ số dòng chảy mặt theo thời gian vẫn chưa được quan tâm đầy đủ, đặc biệt tại các khu vực đô thị và vùng ven đô đang phát triển nhanh. Khoảng trống này cho thấy sự cần thiết của việc kết hợp giám sát biến động lớp phủ với ước tính ISF và *C* nhằm đánh giá những thay đổi về điều kiện hình thành dòng chảy mặt do đô thị hóa, qua đó cung cấp thông tin hỗ trợ quy hoạch thoát nước đô thị.

Nghiên cứu này ứng dụng dữ liệu viễn thám đa nguồn kết hợp với mô hình học máy để xây dựng bản đồ lớp phủ và đánh giá biến động bề mặt không thấm tại Hà Nội trong giai đoạn 2016–2026. Từ kết quả phân loại lớp phủ đa thời gian, nghiên cứu ước tính mức độ không thấm tiềm năng và hệ số dòng chảy bề mặt, đồng thời phân tích sự thay đổi của các chỉ tiêu này theo không gian và thời gian. Các kết quả được đối chiếu với sự phân bố của các khu vực thường xuyên xảy ra ngập nhằm xem xét mối liên hệ không gian giữa gia tăng bề mặt không thấm, thay đổi hệ số dòng chảy và hiện trạng ngập đô thị. Kết quả nghiên cứu cung cấp thông tin về biến động điều kiện bề mặt do đô thị hóa, phục vụ quản lý sử dụng đất và quy hoạch hệ thống thoát nước đô thị.

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu nằm trong phạm vi Vành đai 4 Hà Nội, bao gồm khu vực nội đô và vực ven đô, với 92 đơn vị hành chính cấp xã (52 phường và 40 xã), đồng thời bao phủ một phần khu vực giáp ranh thuộc Bắc Ninh và Hưng Yên (Hình 1). Các phường nội đô tiêu biểu gồm Ba Đình, Hoàn Kiếm, Hai Bà Trưng, Đống Đa, Cầu Giấy, Tây Hồ, Thanh Xuân, Hoàng Mai, Hà Đông và Long Biên; trong khi khu vực ven đô bao gồm các xã thuộc Đông Anh, Mê Linh, Sóc Sơn, Hoài Đức, Đan Phượng, Gia Lâm, Thanh Trì và Thường Tín. Nơi đây nằm ở trung tâm Đồng bằng sông Hồng, địa hình thấp và bằng phẳng, với độ cao khoảng 5–20 m và chịu ảnh hưởng của hệ thống sông ngòi, trong đó sông Hồng giữ vai trò chủ đạo.



Hình 1. Khu vực nghiên cứu

Khu vực có khí hậu nhiệt đới gió mùa ẩm, với mùa mưa tập trung chủ yếu từ tháng 5 đến tháng 9; lượng mưa trung bình năm khoảng 1600–1800 mm và tập trung chủ yếu trong mùa mưa. Các trận mưa lớn trong thời gian ngắn là một trong những nguyên nhân gây áp lực đáng kể lên hệ thống tiêu thoát nước đô thị [15]. Trong những thập kỷ gần đây, Hà Nội trải qua quá trình đô thị hóa mạnh, đặc biệt tại các khu vực ven đô. Phân tích ảnh Landsat giai đoạn 1989–2019 cho thấy diện tích đô thị tại Hà Nội và vùng lân cận tăng gần bốn lần, từ khoảng 91 lên 350 km^2, trong đó mở rộng đô thị diễn ra mạnh dọc theo các trục giao thông và khu vực ngoại vi [16]. Sự chuyển đổi nhanh từ đất nông nghiệp và bề mặt tự nhiên sang khu xây dựng và hạ tầng làm cho khu vực phía trong Vành đai 4 phù hợp để nghiên cứu biến động lớp phủ và sự gia tăng bề mặt không thấm dưới tác động của đô thị hóa.

2.2. Dữ liệu nghiên cứu

Nghiên cứu này sử dụng kết hợp dữ liệu viễn thám quang học, radar và các dữ liệu không gian bổ trợ để xây dựng bản đồ lớp phủ và xác định bề mặt không thấm. Trong đó, ảnh Sentinel-2 MSI và Sentinel-1 SAR được cung cấp bởi chương trình Copernicus của Cơ quan Vũ trụ châu Âu (ESA) thông qua Copernicus Data Space Ecosystem (https://dataspace.copernicus.eu/). Dữ liệu ảnh Sentinel-2 là nguồn dữ liệu quang học chính phục vụ phân loại lớp phủ và tính toán các chỉ số phổ, trong khi ảnh Sentinel-1 bổ sung thông tin về đặc trưng tán xạ và cấu trúc bề mặt. Dữ liệu mô hình số độ cao (DEM) SRTM, cung cấp bởi Cục khảo sát địa chất Hoa kỳ (USGS) thông qua USGS EarthExplorer (https://earthexplorer.usgs.gov/), được sử dụng để xác định độ cao và độ dốc làm biến phụ trợ cho quá trình phân loại. Bên cạnh đó, ảnh PlanetScope và Google Earth độ phân giải cao được sử dụng để xây dựng và kiểm tra mẫu huấn luyện, đánh giá kết quả.

Để bảo đảm tính nhất quán trong phân tích biến động lớp phủ giai đoạn 2016–2026, nghiên cứu lựa chọn ảnh đơn tại ba mốc thời gian cách nhau 5 năm, ưu tiên các cảnh ảnh Sentinel-2 có độ che phủ mây thấp và chất lượng phù hợp với khu vực nghiên cứu. Các ảnh được thu nhận trong cùng giai đoạn mùa đông–xuân nhằm hạn chế khác biệt về đặc điểm lớp phủ do mùa vụ. Đồng thời, ảnh Sentinel-1 được lựa chọn tại các thời điểm gần tương ứng để bổ sung thông tin phục vụ phân loại. Toàn bộ dữ liệu viễn thám được truy xuất, tiền xử lý và phân tích trên nền tảng Google Earth Engine (GEE). Dữ liệu chính sử dụng trong nghiên cứu được trình bày trong Bảng 1.

Bảng 1. Dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu

Dữ liệu	Đặc trưng chính	Thời gian	Độ phân giải không gian	Mục đích
Sentinel-2 MSI Level-2A	B2–B8A, B11, B12	27/02/2016 07/01/2021 05/01/2026	10–20 m	Tính các chỉ số phổ viễn thám đặc trưng và để phân loại lớp phủ bề mặt đất
Sentinel-1 SAR GRD	VV, VH, VV/VH và đặc trưng texture	28/02/2016 19/01/2021 07/01/2026	10 m	Bổ sung đặc trưng cấu trúc bề mặt, hỗ trợ phân loại lớp phủ
DEM (SRTM)	Độ cao và độ dốc	-	30 m	Biến địa hình phụ trợ cho phân loại lớp phủ
PlanetScope/ Google Earth	Ảnh quang học	Theo thời điểm phù hợp	3 m	Xây dựng bộ mẫu và huấn luyện/kiểm tra

2.3. Phương pháp nghiên cứu

a. Phân loại lớp phủ bề mặt đất

Tiền xử lý và xây dựng bộ biến đầu vào: Ảnh Sentinel-2 được lựa chọn là ảnh đơn có độ phủ mây thấp (< 10%) và đồng bộ về thời gian theo mùa giữa các năm nghiên cứu nhằm hạn chế ảnh hưởng của biến động mùa vụ (Bảng 1). Các pixel mây và bóng mây được loại bỏ trước khi thực hiện các bước xử lý tiếp theo nhằm duy trì tính ổn định của đặc trưng phổ phục vụ phân loại lớp phủ. Từ các kênh phổ Sentinel-2, nghiên cứu tính toán các chỉ số phổ viễn thám đặc trưng lớp phủ. Trong đó, chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (NDVI), chỉ số thực vật tăng cường (EVI), chỉ số thực vật có hiệu chỉnh ảnh hưởng của đất (SAVI) phản ánh đặc điểm thảm thực vật; chỉ số độ ẩm khác biệt chuẩn hóa (NDMI) liên quan đến độ ẩm; chỉ số nước khác biệt chuẩn hóa cải tiến (MNDWI) dùng để tách mặt nước; chỉ số khu vực xây dựng khác biệt chuẩn hóa (NDBI) hỗ trợ nhận diện khu xây dựng; chỉ số đất trống (BSI) hỗ trợ phân biệt các bề mặt đất trống (Bảng 2). Việc kết hợp các kênh phổ với chỉ số phổ giúp tăng khả năng phân tách các đối tượng có đặc điểm phổ gần nhau trong môi trường đô thị.

Ảnh Sentinel-1 SAR được sử dụng với hai kênh phân cực VV (Vertical–Vertical) và VH (Vertical–Horizontal), tỷ số VV/VH và các đặc trưng kết cấu contrast và entropy nhằm bổ sung thông tin về cấu trúc và độ nhám bề mặt. Việc kết hợp các kênh VV, VH và đặc trưng kết cấu của Sentinel-1 với dữ liệu quang học đã được chứng minh có khả năng hỗ trợ phân biệt các loại lớp phủ và nâng cao độ chính xác phân loại [17]. Ngoài ra, các biến độ cao (elevation), độ dốc (slope) từ DEM được bổ sung vào bộ dữ liệu đầu vào. Toàn bộ các biến sẽ được tích hợp để huấn luyện mô hình học máy.

Xác định hệ thống lớp phủ: Khác với các hệ thống phân loại sử dụng đất/lớp phủ đất (Land Use/Land Cover – LULC) tổng quát, hệ thống lớp phủ trong nghiên cứu này được xây dựng theo mục tiêu đánh giá mức độ không thấm của bề mặt. Do đó, các lớp được lựa chọn vừa đại diện cho những dạng bề mặt phổ biến trong khu vực nghiên cứu, vừa thể hiện sự khác biệt về khả năng thấm nước và hình thành dòng chảy mặt. Trên cơ sở đặc điểm hiện trạng khu vực, sáu lớp phủ chính được xác định gồm: đất xây dựng (BU), đất hỗn hợp (M/O), đất trống (BS), cây xanh và thảm thực vật (V), đất nông nghiệp (A), và mặt nước (W).

Trong đó, đất xây dựng có mức độ không thấm cao nhất do tập trung các bề mặt nhân tạo, tiếp đến là đất hỗn hợp với sự xen kẽ giữa bề mặt thấm và không thấm. Đất trống có mức độ không thấm thấp hơn nhưng có thể bị ảnh hưởng bởi hoạt động san nền và xây dựng, trong khi cây xanh và đất nông nghiệp có mức độ không thấm thấp. Riêng mặt nước được tách riêng do có đặc tính thủy văn khác biệt. Hệ thống phân loại này là cơ sở để ước tính tỷ lệ bề mặt không thấm tiềm năng trong các bước tiếp theo.

Lựa chọn mẫu huấn luyện: Mẫu cho từng lớp phủ được lựa chọn bằng phương pháp giải đoán trực quan, kết hợp ảnh vệ tinh với ảnh PlanetScope và Google Earth có độ phân giải cao. Các mẫu được lựa chọn phải thể hiện rõ và đúng đặc trưng của đối tượng lớp phủ cần phân loại, ưu tiên các khu vực đồng nhất và hạn chế mẫu tại ranh giới giữa các lớp để giảm ảnh hưởng của pixel hỗn hợp. Các chỉ số phổ cũng được sử dụng để hỗ trợ kiểm tra và xác nhận mẫu.

Đối với mỗi lớp phủ, khoảng 100 mẫu được lựa chọn dưới cả hai dạng điểm và vùng, với vị trí phân bố tương đối đồng đều trên toàn bộ khu vực nghiên cứu nhằm phản ánh sự đa dạng về đặc trưng phổ và cấu trúc bề mặt. Cách lựa chọn mẫu này tương tự ở nhiều nghiên cứu trước đó như [25]. Tập mẫu sau đó được chia ngẫu nhiên trên nền tảng GEE thành tập huấn luyện (70%) và tập đánh giá (30%), trước khi huấn luyện mô hình học máy, bảo đảm các mẫu kiểm định không được sử dụng trực tiếp trong quá trình huấn luyện. Tuy nhiên, cách phân chia này có thể không bảo đảm tính độc lập về không gian giữa các mẫu, đặc biệt khi các pixel được trích xuất từ những khu vực lân cận hoặc cùng một vùng mẫu.

Bảng 2. Bảng các chỉ số phổ sử dụng trong phân loại lớp phủ

Chỉ số	Công thức		Kênh Sentinel-2	Ý nghĩa chính	Tham khảo
NDVI	$\frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}}$	(1)	B8, B4	Đặc trưng mức độ hiện diện và phát triển của thảm thực vật	[18]
EVI	$2{,}5\frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + 6\text{RED} - 7{,}5\text{BLUE} + 1}$	(2)	B8, B4, B2	Tăng độ nhạy với thảm thực vật và giảm ảnh hưởng của nền, khí quyển	[19]
SAVI	$1{,}5\frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + 0{,}5}$	(3)	B8, B4	Đặc trưng thực vật, giảm ảnh hưởng của độ sáng nền đất	[20]
NDMI	$\frac{\text{NIR} - \text{SWIR1}}{\text{NIR} + \text{SWIR1}}$	(4)	B8, B11	Phản ánh hàm lượng ẩm của thảm thực vật/bề mặt	[21]
MNDWI	$\frac{\text{GREEN} - \text{SWIR1}}{\text{GREEN} + \text{SWIR1}}$	(5)	B3, B11	Làm nổi bật mặt nước và giảm ảnh hưởng của khu xây dựng	[22]
NDBI	$\frac{\text{SWIR1} - \text{NIR}}{\text{SWIR1} + \text{NIR}}$	(6)	B11, B8	Hỗ trợ nhận diện khu vực xây dựng	[23]
BSI	$\frac{(\text{SWIR1} + \text{RED}) - (\text{NIR} + \text{BLUE})}{(\text{SWIR1} + \text{RED}) + (\text{NIR} + \text{BLUE})}$	(7)	B8, B4	Đặc trưng mức độ hiện diện và phát triển của thảm thực vật	[24]

Phân loại lớp phủ bằng thuật toán học máy: Thuật toán Random Forest (RF) được lựa chọn để phân loại lớp phủ nhờ khả năng xử lý hiệu quả dữ liệu đa chiều từ nhiều nguồn, bao gồm các kênh phổ, chỉ số phổ, đặc trưng radar và biến địa hình [25, 26]. RF là thuật toán học máy tổ hợp, sử dụng nhiều cây quyết định được xây dựng từ các tập mẫu và tập biến lựa chọn ngẫu nhiên; kết quả cuối cùng được xác định thông qua tổng hợp kết quả phân loại của các cây thành phần [26]. Thuật toán này có ưu điểm về khả năng xử lý quan hệ phi tuyến, ít nhạy với nhiễu và không yêu cầu nhiều tham số hiệu chỉnh, do đó được sử dụng rộng rãi trong phân loại ảnh viễn thám.

Trong nghiên cứu này, mô hình RF được huấn luyện từ tập mẫu đã xây dựng và áp dụng cho toàn bộ khu vực nghiên cứu để thành lập bản đồ lớp phủ tại các năm 2016, 2021 và 2026. Độ chính xác phân loại được đánh giá trên tập mẫu kiểm định độc lập thông qua ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix), độ chính xác nhà sản xuất (PA), độ chính xác người sử dụng (UA), độ chính xác tổng thể

(OA), và điểm F1 (F1-score), trình bày chi tiết trong [27]. Bản đồ lớp phủ sau kiểm định sẽ được sử dụng làm cơ sở để xác định tỷ lệ bề mặt không thấm tiềm năng.

b. Xây dựng bản đồ bề mặt không thấm tiềm năng

Từ kết quả phân loại lớp phủ, các lớp được gán khoảng tỷ lệ bề mặt không thấm (ISF) tiềm năng dựa trên đặc điểm vật lý của bề mặt và tham khảo nguyên tắc phân cấp mức độ không thấm theo loại lớp phủ của Cơ quan Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ (USGS) và các nghiên cứu trước đó [14, 28–30]. Theo hệ thống phân loại của USGS, các khu vực phát triển đô thị được phân chia theo tỷ lệ diện tích bề mặt không thấm, từ dưới 20% đối với khu vực phát triển có không gian mở đến 80–100% đối với khu vực phát triển mật độ cao. Cách sử dụng các giá trị không thấm đại diện cho từng loại lớp phủ cũng đã được áp dụng trong mô hình hóa thủy văn lưu vực [30]. Về bản chất, ISF biểu thị tỷ lệ diện tích được bao phủ bởi các vật liệu không thấm trong một đơn vị không gian, trong khi tỷ lệ bề mặt không thấm thực tế có thể được xác định thông qua dữ liệu tham chiếu độ phân giải cao hoặc các phương pháp phân tích thành phần dưới pixel. Nghiên cứu này sử dụng cách tiếp cận ước tính ISF gián tiếp từ kết quả phân loại lớp phủ thông qua các khoảng giá trị đại diện, nên kết quả ISF được sử dụng chủ yếu để đánh giá sự phân bố và biến động tương đối của mức độ không thấm tiềm năng.

Trên cơ sở đó, kết hợp với đặc điểm lớp phủ tại khu vực nghiên cứu, các khoảng ISF được đề xuất gồm: đất xây dựng (80–100%), đất hỗn hợp (40–70%), đất trống (20–50%), cây xanh đô thị/thực vật (0–20%) và đất nông nghiệp (10–30%). Trong đó, khoảng ISF của đất xây dựng được tham khảo từ nhóm phát triển mật độ cao của Cơ sở dữ liệu lớp phủ đất Hoa Kỳ (NLCD) [14, 29]. Đối với đất hỗn hợp, khoảng ISF được lựa chọn trên cơ sở tham khảo đặc điểm của các khu vực phát triển mật độ thấp đến trung bình, nơi nhà ở, sân đường và thảm thực vật phân bố xen kẽ; Lớp đất trống được gán khoảng ISF có xét đến sự hiện diện của các khu vực san lấp, đất đang xây dựng và các thành phần bề mặt nhân tạo phân tán. Đối với cây xanh đô thị/thực vật, và đất nông nghiệp, mức ISF thấp phản ánh đặc điểm thảm thực vật chiếm ưu thế nhưng có thể xen kẽ đường đi và công trình phụ trợ, tham khảo từ nhóm phát triển có không gian mở. Mặt nước được tách riêng và không tham gia tính ISF.

Để hạn chế biến động cục bộ giữa các pixel lân cận và thể hiện tính liên tục trong phân bố không gian của bề mặt đô thị, giá trị ISF được tổng hợp trong cửa sổ trượt 3×3 pixel để xây dựng bản đồ không thấm tiềm năng. Phép tổng hợp này giúp làm trơn sự phân bố không gian của ISF, đồng thời phản ánh đặc điểm xen kẽ giữa các loại bề mặt trong khu vực đô thị và ven đô. Các bản đồ tại từng thời điểm (2016, 2021 và 2026) được so sánh nhằm xác định diện tích, mức độ, xu hướng và phân bố không gian của biến động ISF, qua đó nhận diện các khu vực có sự gia tăng bề mặt không thấm đáng kể. Với cách tiếp cận ước tính ISF dựa trên đặc điểm lớp phủ, nghiên cứu tập trung đánh giá sự thay đổi mức độ không thấm tiềm năng theo thời gian, qua đó phản ánh tác động của quá trình đô thị hóa đến đặc tính bề mặt và cung cấp cơ sở cho việc phân tích biến động hệ số dòng chảy mặt.

c. Xác định hệ số dòng chảy

Hệ số dòng chảy (runoff coefficient – C) phản ánh tỷ lệ lượng mưa có khả năng hình thành dòng chảy mặt, phụ thuộc vào đặc điểm lớp phủ. Theo TCVN 7957:2023, C có thể được lựa chọn theo tính chất mặt phủ và chu kỳ lặp lại trận mưa tính toán (P), trong đó hệ số trung bình của khu vực có nhiều loại mặt phủ được tính theo phương pháp bình quân diện tích [31].

Nghiên cứu sử dụng thống nhất kịch bản P = 10 năm để đánh giá biến động C theo thời gian. Khu vực nghiên cứu thuộc vùng đồng bằng Bắc bộ, có địa hình tương đối bằng phẳng và độ dốc nhỏ [20]. Trong TCVN 7957:2023, với P = 10 năm, hệ số dòng chảy của mặt cỏ, vườn và công viên có độ dốc 1–2% là 0,37, trong khi mái nhà, mặt phủ bê tông và đường asphalt khoảng 0,81. Do đó, nghiên cứu lựa chọn $C_{\min}$ = 0,37 đại diện cho bề mặt có khả năng thấm cao và $C_{\max}$ = 0,81 đại diện cho bề mặt

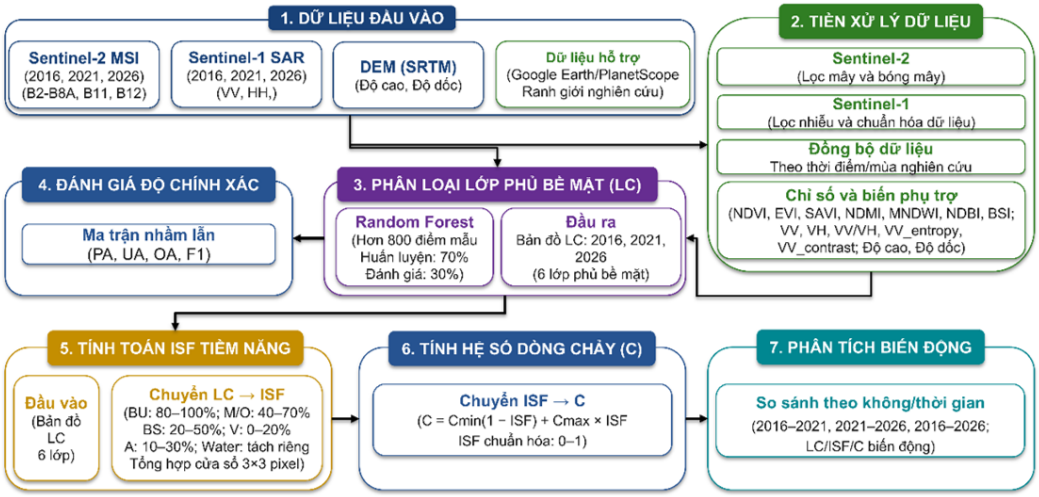
gần như không thấm. Do đó, hệ số dòng chảy tại mỗi đơn vị không gian được ước tính theo tỷ lệ bề mặt không thấm:

$$C = C_{\min}(1 - \mathrm{ISF}) + C_{\max}\mathrm{ISF} \tag{8}$$

Với kịch bản được lựa chọn, công thức trở thành:

$$C = 0{,}37 + 0{,}44\mathrm{ISF} \tag{9}$$

trong đó ISF là tỷ lệ bề mặt không thấm của từng pixel, được chuẩn hóa trong khoảng 0–1. Theo đó, mỗi pixel trên bản đồ ISF được chuyển đổi trực tiếp thành một giá trị C tương ứng, tạo thành bản đồ hệ số dòng chảy liên tục trong khoảng 0,37–0,81. Giá trị C tăng theo tỷ lệ bề mặt không thấm, phản ánh sự gia tăng tương đối khả năng hình thành dòng chảy mặt khi bề mặt đô thị trở nên không thấm hơn. Do C được tính trực tiếp từ ISF theo một kịch bản thống nhất, nên kết quả phụ thuộc vào độ chính xác phân loại lớp phủ và các giá trị ISF gán đại diện ban đầu. Tuy nghiên cứu chưa kiểm chứng độc lập C bằng dữ liệu mưa – dòng chảy thực đo hoặc phương pháp tính khác, song C vẫn có thể tạm xem xét như là hệ số dòng chảy dùng để đánh giá biến động tương đối theo biến động lớp phủ bề mặt. Các bản đồ C ở các thời điểm khác nhau có thể được chồng xếp đối với các khu vực thường xuyên xảy ra ngập để phân tích mối liên hệ giữa gia tăng bề mặt không thấm, khả năng hình thành dòng chảy mặt và áp lực đối với hệ thống thoát nước. Sơ đồ quy trình nghiên cứu được trình bày trong Hình 2.



Hình 2. Sơ đồ quy trình nghiên cứu đánh giá biến động lớp phủ bề mặt, bề mặt không thấm và hệ số dòng chảy

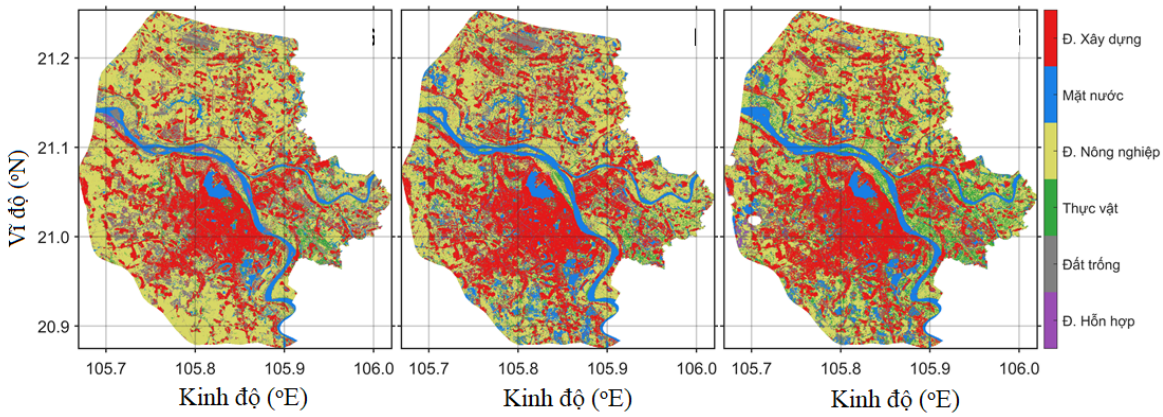
3. Kết quả và thảo luận

3.1. Kết quả phân loại lớp phủ

Kết quả phân loại lớp phủ bề mặt khu vực nghiên cứu được thể hiện ở Hình 3 tại ba thời điểm gồm: (a) năm 2016, (b) năm 2021 và (c) năm 2026. Sáu lớp phủ được biểu diễn thống nhất trên các bản đồ, bao gồm đất xây dựng (màu đỏ), mặt nước (màu xanh lam), đất nông nghiệp (màu vàng nhạt), cây xanh và thảm thực vật (màu xanh lá), đất trống (màu xám) và đất hỗn hợp (màu tím).

So sánh sơ bộ tại ba thời điểm cho thấy sự thay đổi rõ rệt về cấu trúc lớp phủ. Đất xây dựng tập trung với mật độ cao tại khu vực trung tâm và có xu hướng mở rộng ra vùng ven theo thời gian, trong khi đất nông nghiệp và thảm cỏ thu hẹp và phân mảnh hơn. Các khu vực cây xanh, đất trống và mặt nước cũng có sự thay đổi đáng kể về phân bố không gian. Nhìn chung, bản đồ cho thấy quá trình chuyển đổi lớp phủ diễn ra mạnh trong giai đoạn 2016–2026, nổi bật là sự mở rộng của bề mặt xây

dựng và thay đổi các lớp phủ chưa xây dựng, tạo cơ sở cho việc phân tích định lượng diện tích và biến động bề mặt không thấm ở các bước tiếp theo.



Hình 3. Bản đồ lớp phủ bề mặt khu vực nghiên cứu các năm 2016, 2021 và 2026

Bảng 3 thể hiện kết quả đánh giá độ chính xác phân loại lớp phủ bề mặt đất theo giai đoạn trong Hình 3. Số lượng pixel kiểm định lần lượt là 876, 1285 và 1024 tương ứng cho các năm 2016, 2021 và 2026. Sự khác biệt này chủ yếu do dữ liệu mẫu được thu thập dưới dạng điểm và vùng (polygon), trong đó mỗi vùng mẫu có thể chứa nhiều pixel, dẫn đến số lượng pixel kiểm định khác nhau giữa các năm. Thuật toán Random Forest cho kết quả phân loại tốt và tương đối ổn định giữa ba thời điểm, với độ chính xác tổng thể (OA) đạt 96,2%, 96,4% và 95,4%, tương ứng với hệ số Kappa 0,935; 0,939 và 0,923 cho các năm 2016, 2021 và 2026. Kết quả này cho thấy mức độ phù hợp cao giữa bản đồ phân loại và dữ liệu kiểm định. Trong đó, đất xây dựng, mặt nước và đất nông nghiệp (A) có độ chính xác cao và ổn định nhất. Lớp đất xây dựng đạt F1 từ 0,972–0,982, trong khi đất nông nghiệp cỏ đạt 0,973–0,978. Đây là hai lớp có ý nghĩa quan trọng đối với phân tích biến động đô thị và bề mặt không thấm. Mặt nước cũng được nhận diện tốt với F1 từ 0,938–0,989.

Ngoài ra, sai số phân loại tập trung nhiều hơn ở các lớp cây xanh và thảm thực vật (V), đất trống (BS) và đất hỗn hợp (M/O), với F1 dao động tương ứng khoảng 0,794–0,838; 0,834–0,928 và 0,829–0,929. Sự nhầm lẫn chủ yếu xuất hiện giữa các lớp có đặc điểm bề mặt tương đồng hoặc phân bố xen kẽ, đặc biệt giữa cây xanh/thực vật với đất nông nghiệp và giữa đất trống với đất xây dựng hoặc đất nông nghiệp. Những sai số phân loại này có thể ảnh hưởng đến kết quả ước tính ISF tiềm năng, và tiếp tục lan truyền sang hệ số dòng chảy C thông qua mối quan hệ tuyến tính giữa hai đại lượng. Tuy nhiên, xét trên toàn bộ hệ thống phân loại, các chỉ số OA đều trên 95%, cho thấy kết quả đủ độ tin cậy tương đối cao để phân tích xu hướng biến động lớp phủ và ước tính mức độ không thấm tiềm năng, mặc dù vẫn tồn tại sai số cục bộ tại những khu vực có lớp phủ hỗn hợp.

Bảng 4 thể hiện kết quả thống kê diện tích và tỉ lệ phần trăm từng loại lớp phủ, cho thấy sự chuyển dịch rõ rệt giữa các lớp phủ bề mặt trong giai đoạn 2016–2026. Trong đó, đất xây dựng (BU) tăng từ 27234,7 ha (26,22%) năm 2016 lên 33798,0 ha (32,62%) năm 2026, tương ứng tăng khoảng 6563 ha. Mức tăng tập trung chủ yếu trong giai đoạn 2016–2021, cho thấy quá trình mở rộng không gian xây dựng diễn ra mạnh trong giai đoạn này và có xu hướng chậm lại sau năm 2021.

Ngược lại, đất trống (BS) giảm liên tục, từ 15351,2 ha (14,78%) xuống còn 7466,8 ha (7,21%), trong khi đất hỗn hợp (M/O) giảm mạnh từ 1466,9 ha (1,41%) xuống 211,1 ha (0,20%). Xu hướng này cho thấy các bề mặt mang tính chuyển tiếp như đất trống và đất hỗn hợp dần được thay thế bởi các dạng lớp phủ ổn định hơn trong quá trình phát triển đô thị. Sự gia tăng BU đồng thời với suy giảm BS và M/O phản ánh quá trình chuyển đổi và hoàn thiện bề mặt đô thị, trong đó các khu vực san nền,

đất đang xây dựng hoặc có cấu trúc lớp phủ hỗn hợp có thể từng bước chuyển thành bề mặt xây dựng. Đây cũng là một trong những nguyên nhân làm gia tăng tỷ lệ bề mặt không thấm của khu vực nghiên cứu. Một điều đáng chú ý khác là diện tích mặt nước đã tăng từ 7205,5 ha lên 11524,5 ha, và khi diện tích cây xanh/thảm thực vật tăng từ 7299,2 ha lên 15549,5 ha trong giai đoạn 2016–2026. Xu hướng này có thể liên quan đến quá trình chuyển đổi sử dụng đất, phát triển ao hồ và không gian xanh đô thị, cũng như biến động lớp phủ ven sông Hồng. Bên cạnh đó, sự khác biệt về thời điểm thu nhận ảnh và điều kiện thủy văn có thể ảnh hưởng đến diện tích mặt nước được nhận diện, đặc biệt tại các khu vực đất nông nghiệp có trạng thái ngập nước thay đổi theo mùa vụ.

Bảng 3. Ma trận nhầm lẫn và đánh giá độ chính xác kết quả phân loại lớp phủ bề mặt đất từ thuật toán Random Forest

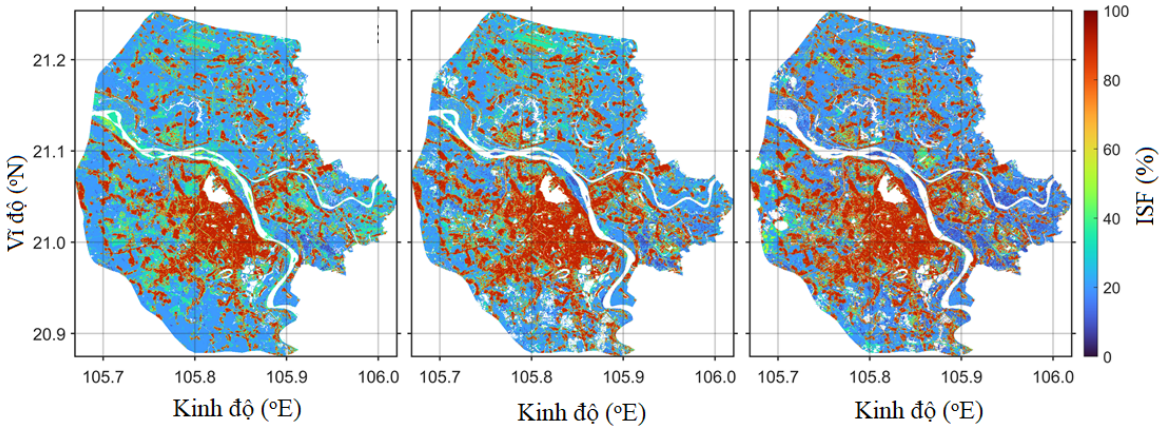
Năm					2016						
Lớp	BU	W	A	V	BS	M/O	Total	PA	UA	F1	OA
BU	238	0	1	0	4	0	243	0,979	0,976	0,979	0,962
W	0	49	0	1	0	0	50	1,000	0,98	0,989	
A	2	0	470	4	4	2	482	0,975	0,975	0,977	
V	0	0	7	31	0	1	39	0,838	0,838	0,838	
BS	3	0	2	0	36	1	42	0,818	0,875	0,834	
M/O	0	0	2	1	0	17	20	0,809	0,850	0,829	
Total	243	49	482	37	44	21	876				
Kappa				0,935							
Năm					2021						
BU	269	0	1	0	1	1	272	0,975	0,985	0,982	0,964
W	0	42	3	0	1	0	46	0,977	0,913	0,944	
A	2	1	746	10	5	8	772	0,991	0,966	0,978	
V	0	0	0	29	0	0	29	0,674	1,000	0,806	
BS	5	0	3	3	116	0	127	0,943	0,913	0,928	
M/O	0	0	0	1	0	38	39	0,809	0,974	0,884	
Total	276	43	753	43	123	47	1285				
Kappa				0,939							
Năm					2026						
BU	207	0	1	0	3	0	211	0,963	0,981	0,972	0,954
W	1	38	0	0	1	0	40	0,927	0,95	0,938	
A	4	3	589	7	9	4	616	0,989	0,956	0,973	
V	0	0	1	25	1	1	28	0,714	0,893	0,794	
BS	3	0	4	3	79	1	90	0,849	0,878	0,863	
M/O	0	0	0	0	0	39	39	0,867	1,000	0,929	
Total	215	41	595	35	93	45	1024				
Kappa				0,923							

Bảng 4. Diện tích và tỉ lệ lớp phủ khu vực nghiên cứu

Năm/Lớp	BU (ha)	W (ha)	A (ha)	V (ha)	BS (ha)	M/O (ha)	Tổng (ha)
2016	27234,7	7205,5	45310,6	7299,2	15351,2	1466,9	103868,0
2021	33088,1	11183,7	36151,9	8837,4	13268,4	1392,9	103922,3
2026	33798,0	11524,5	35059,3	15549,5	7466,8	211,1	103609,2
Năm/Lớp	BU (%)	W (%)	A (%)	V (%)	BS (%)	M/O (%)	Tổng (%)
2016	26,22	6,94	43,62	7,03	14,78	1,41	100
2021	31,84	10,76	34,79	8,50	12,77	1,34	100
2026	32,62	11,12	33,84	15,01	7,21	0,20	100

3.2. Biến động bề mặt không thấm

Hình 4 thể hiện kết quả phân bố bề mặt không thấm tiềm năng tại ba thời điểm 2016, 2021 và 2026, với ISF biến đổi từ 0–100%. Các khu vực có ISF cao tập trung chủ yếu tại vùng đô thị lõi phía nam sông Hồng, bao gồm khu vực trung tâm thành phố Hà Nội và mở rộng về phía Tây, Tây Nam và Nam, trong khi các khu vực phía Bắc và Đông Bắc có ISF thấp và phân bố phân tán hơn. Xu hướng mở rộng này phù hợp với quá trình phát triển đô thị Hà Nội và phương hướng phát triển của các trục giao thông [32]. So sánh ba thời điểm trên cho thấy các vùng ISF cao không chỉ mở rộng từ khu vực đô thị hiện hữu mà còn xuất hiện dưới dạng các cụm mới tại những vùng ven. Nghiên cứu về quá trình đô thị hóa Hà Nội của Mauro [16] cho thấy các khu vực nằm giữa các vành đai đô thị đã trải qua quá trình chuyển đổi mạnh từ không gian nông thôn sang đô thị và ven đô. Kết quả này cũng phù hợp với dữ liệu World Settlement Footprint Tracker của ESA, ghi nhận sự xuất hiện liên tục của các khu xây dựng mới tại Hà Nội trong giai đoạn 2016–2026 [33].



Hình 4. Bản đồ bề mặt không thấm tiềm năng (ISF) khu vực nghiên cứu trong các năm 2016, 2021 và 2026

Kết quả trong Hình 4 giúp làm rõ các khu vực có ISF cao và phân bố tương đối liên tục tập trung chủ yếu tại vùng đô thị lõi, nổi bật ở Cầu Giấy – Yên Hòa – Thanh Xuân – Khương Đình, sau đó mở rộng về phía Hà Đông, Hoàng Mai và các khu đô thị phía Nam – Tây Nam. Những vùng này có mật độ bề mặt xây dựng cao, trong khi mặt nước và các bề mặt có khả năng thấm phân bố tương đối hạn chế. Đây là những khu vực cần được quan tâm khi đánh giá sự gia tăng dòng chảy mặt và áp lực lên hệ thống thoát nước. Ngược lại, khu vực ven sông Hồng, Hồ Tây và các vùng ngoại vi có sự xen kẽ rõ hơn giữa bề mặt không thấm với mặt nước, cây xanh và các lớp phủ có khả năng thấm, giảm sự gia tăng dòng chảy mặt và áp lực lên hệ thống thoát nước. Bản đồ ISF mới chỉ phản ánh đặc điểm bề mặt,

chưa đủ để kết luận trực tiếp về mức độ hoặc nguy cơ ngập lụt. So sánh khái lược giữa 3 thời điểm cho thấy các vùng ISF cao có xu hướng mở rộng từ khu vực đô thị hiện hữu ra vùng ven, thể hiện rõ nhất trong giai đoạn 2016–2021, trong khi đến năm 2026 các vùng có ISF cao vẫn duy trì phạm vi lớn nhưng mức độ mở rộng có xu hướng chậm lại.

Bảng 5 thể hiện kết quả thống kê giữa hai giai đoạn có đặc điểm biến động khác nhau. Trong giai đoạn 2016–2021, tỷ lệ diện tích ISF ≥ 90% tăng mạnh từ 17,89% lên 23,59%, tương ứng tăng 5,70%; nhóm ISF 70–90% cũng tăng 1,69%. Ngược lại, ISF 0–30% giảm 5,71% và nhóm ISF 30–50% giảm 2,37%. Sự chuyển dịch đồng thời từ các mức ISF thấp (đất nông nghiệp, đất trống) sang mức cao (đất hỗn hợp, đất xây dựng) phản ánh giai đoạn mở rộng và hoàn thiện bề mặt đô thị tương đối mạnh. Xu hướng này tương đồng với các nghiên cứu gần đây tại Hà Nội có gần thời gian nghiên cứu [12, 16].

Giai đoạn 2021–2026, nhóm ISF > 90% chỉ tăng 0,35%, trong khi nhóm 70–90% gần như ổn định. Biến động chủ yếu tập trung ở các mức ISF thấp và trung bình, với nhóm ISF 30–50% giảm 3,92% và nhóm ISF 0–30% tăng trở lại 3,65%. Kết quả này cho thấy các bề mặt có mức độ không thấm rất cao vẫn tiếp tục gia tăng nhưng tốc độ mở rộng chậm lại đáng kể so với giai đoạn 2016–2021. Điều này phù hợp với kết quả phân loại lớp phủ của nghiên cứu, khi diện tích đất xây dựng chỉ tăng nhẹ trong giai đoạn 2021–2026, trong khi đất trống giảm mạnh và diện tích thực vật tăng. Tuy nhiên, xu hướng đô thị hóa vẫn tiếp diễn tại các khu vực ven đô, tương đồng với dữ liệu WSF Tracker [33] và nghiên cứu tại Gia Lâm, Hà Nội [34].

Bảng 5. Tỉ lệ và biến động tỷ lệ diện tích theo các khoảng ISF giai đoạn 2016–2026

Khoảng ISF	2016 (%)	2021 (%)	2026 (%)	ΔISF (2016–2021) (%)	ΔISF (2021–2026) (%)
0–30%	52,17	46,47	50,11	−5,71	+3,65
30–50%	17,07	14,70	10,78	−2,37	−3,92
50–70%	6,58	7,26	7,28	+0,69	+0,02
70–90%	6,29	7,98	7,88	+1,69	−0,10
> 90%	17,89	23,59	23,94	+5,70	+0,35

Sự khác biệt giữa hai giai đoạn trên có thể liên quan đến cường độ phát triển đô thị và trạng thái bề mặt trong quá trình chuyển đổi. Năm 2021, đại dịch COVID-19 ảnh hưởng đến hoạt động xây dựng tại Hà Nội, với mức tăng trưởng ngành xây dựng chỉ đạt 1,37% [35]. Điều này có thể góp phần làm gia tăng tỷ lệ các bề mặt đang san nền, công trình chưa hoàn thiện hoặc lớp phủ chuyển tiếp. Sau năm 2021, cùng với sự phục hồi của các hoạt động kinh tế, xây dựng và sản xuất, trạng thái của các bề mặt này tiếp tục thay đổi. Đáng chú ý, nhóm ISF 0–30% tăng trở lại trong khi nhóm ISF 30–50% giảm rõ rệt trong giai đoạn 2021–2026, cho thấy biến động bề mặt không chỉ gắn với quá trình xây dựng mà còn có thể liên quan đến hoạt động canh tác. Nhận định này phù hợp với nghiên cứu tại Hà Nội [12], trong đó biến động đất nông nghiệp và thảm thực vật chịu ảnh hưởng của thời tiết, mùa vụ và hoạt động sản xuất.

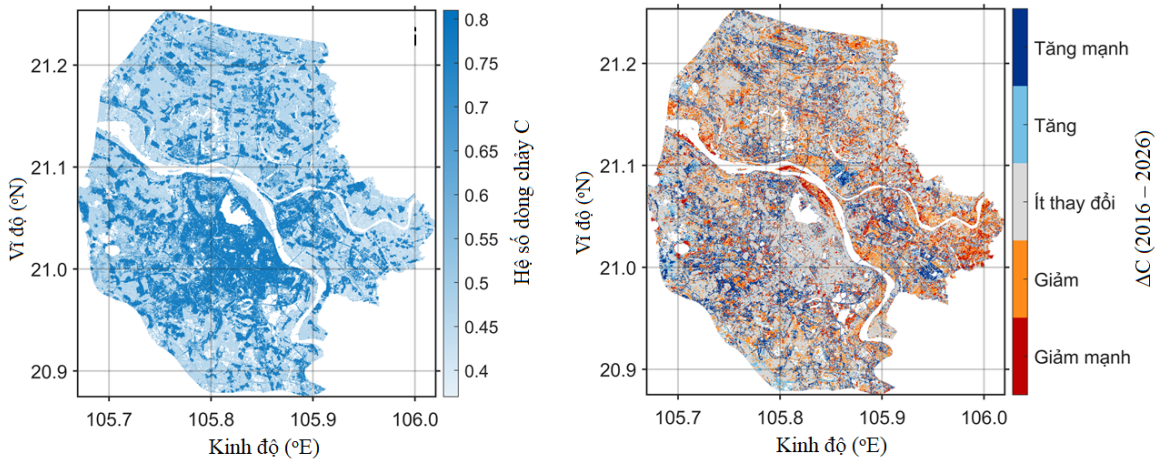
3.3. Biến động hệ số dòng chảy và mối liên hệ với ngập lụt

Hình 5 thể hiện phân bố hệ số dòng chảy (C) năm 2026 và biến động giai đoạn 2016–2026. Kết quả Hình 5(a) cho thấy các vùng C cao tập trung tại đô thị trung tâm và mở rộng về phía Tây, Tây Nam và Nam, nổi bật ở Cầu Giấy, Thanh Xuân, Từ Liêm, Hà Đông và Hoàng Mai, tương đồng với phân bố ISF cao tại Hình 4. Ngược lại, C thấp chủ yếu xuất hiện tại phía Bắc, Đông Bắc và các khu vực ven sông, nơi đất nông nghiệp và thảm thực vật còn chiếm tỷ lệ lớn.

Để xem xét mối liên hệ này, nghiên cứu thực hiện đối chiếu sơ bộ phân bố không gian của các vùng C cao với thông tin ngập úng từ những công trình đã công bố. Cụ thể, Thiện và cs. [36] tổng hợp

200 điểm ngập úng tại 16 quận/huyện trong giai đoạn 2012–2022, cho thấy các điểm ngập tập trung tại khu vực nội đô, đặc biệt ở Hoàn Kiếm, Cầu Giấy và Đống Đa, đồng thời có xu hướng mở rộng theo các trục giao thông về phía Tây, Tây Nam và các khu vực ven đô. Tiếp theo, Ngọc và cs. [13] sử dụng 148 điểm ngập lịch sử giai đoạn 2012–2018 ở một nghiên cứu trước đó cũng cho thấy phân bố ngập tại Hà Nội chịu tác động đồng thời của sử dụng đất, địa hình, lượng mưa, thảm thực vật và các đặc điểm bề mặt. Gần đây, nghiên cứu sử dụng chuỗi ảnh Sentinel-1 giai đoạn 2015–2024 cũng chỉ ra rằng ngập tập trung đáng kể tại phía Tây và Tây Nam Hà Nội, đồng thời khoảng 73% diện tích ngập được xác định nằm trong các khu vực đô thị phát triển mới [4].

Các kết quả này cũng phù hợp với Thuyết minh Điều chỉnh Quy hoạch chung Thủ đô Hà Nội năm 2023 [37], trong đó các khu vực các quận Thanh Xuân (cũ), Hà Đông (cũ), Bắc Từ Liêm (cũ) và Nam Từ Liêm (cũ) được đề cập trong bối cảnh mật độ xây dựng cao, bê tông hóa bề mặt và suy giảm không gian mặt nước làm hạn chế khả năng thấm nước và góp phần gây úng ngập. Tài liệu này cũng chỉ ra rằng hệ thống thoát nước tại một số lưu vực đô thị chưa được đầu tư đồng bộ, nên tình trạng úng ngập vẫn xảy ra khi có mưa lớn. Kế hoạch phòng, chống thiên tai thành phố Hà Nội đến năm 2030 [38] tiếp tục xác định nhiều địa bàn nằm trong vùng C cao của nghiên cứu, như Cầu Giấy, Yên Hòa, Thanh Xuân, Khương Đình, Từ Liêm, Hà Đông, Hoàng Mai, Định Công và Hoàng Liệt, là các khu vực cần chú ý đối với nguy cơ úng ngập đô thị.



Hình 5. Bản đồ hệ số dòng chảy C năm 2026 và sự thay đổi của hệ số dòng chảy C giai đoạn 2016–2026

Về cơ chế thủy văn, Feng và cs. [39] chỉ ra rằng quá trình đô thị hóa làm gia tăng bề mặt không thấm, làm thay đổi phản ứng dòng chảy và góp phần gia tăng nguy cơ ngập đô thị. Sự tương đồng giữa kết quả nghiên cứu và các nguồn độc lập cho thấy gia tăng bề mặt không thấm có thể là một trong những yếu tố làm tăng dòng chảy mặt và áp lực lên hệ thống thoát nước đô thị. Tuy nhiên, việc đối chiếu mới mang tính định tính, chưa được kiểm chứng bằng dữ liệu ngập độc lập; đồng thời, ngập úng còn chịu ảnh hưởng của lượng mưa, địa hình và năng lực thoát nước. Vì vậy, kết quả ISF và C chưa đủ cơ sở để đánh giá trực tiếp nguy cơ ngập lụt đô thị.

Bản đồ biến động giai đoạn 2016–2026 (Hình 5(b)) cho thấy hệ số C gia tăng chủ yếu tại các khu vực ven đô phía Tây, Tây Nam và Nam, trong khi khu vực đô thị lõi biến động ít hơn do C đã ở mức cao. Xu hướng này phản ánh sự mở rộng bề mặt xây dựng ra vùng ven, phù hợp với biến động ISF ở Hình 4 và các nghiên cứu trước đây về đô thị hóa Hà Nội [32]. Dữ liệu WSF Tracker của ESA cũng ghi nhận sự mở rộng các khu dân cư tại khu vực ngoại vi trong giai đoạn 2016–2026 [33].

Nhìn chung, kết quả phân tích cho thấy quá trình đô thị hóa tại Hà Nội khá nhanh trong giai đoạn 2016–2026, với sự mở rộng mạnh của các khu dân cư, chung cư, nhà ở liền kề và hệ thống giao thông,

trong khi không gian xanh, hồ điều hòa và các khu vực có chức năng thấm, trữ và điều tiết nước mưa chưa phát triển tương xứng, đã làm gia tăng bề mặt không thấm và thay đổi rõ rệt đặc tính hình thành dòng chảy mặt của khu vực nghiên cứu. Các khu vực đô thị hiện hữu duy trì hệ số C cao, trong khi mức gia tăng C rõ rệt hơn tập trung tại vùng ven phía Tây, Tây Nam và Nam, phản ánh xu hướng mở rộng xây dựng từ lõi đô thị ra khu vực ngoại thành. Sự tương đồng về không gian giữa các vùng có hệ số C cao và những khu vực ngập được ghi nhận trong các nghiên cứu trước đây bước đầu gợi ý mối liên hệ giữa gia tăng bề mặt không thấm và điều kiện hình thành dòng chảy mặt đô thị, song chưa đủ cơ sở để đánh giá trực tiếp nguy cơ ngập lụt. Kết quả này cho thấy phát triển đô thị cần được xem xét đồng thời với việc duy trì và bổ sung không gian xanh, hồ điều hòa, khu vực trữ nước mưa và các bề mặt có khả năng thấm, đặc biệt tại những khu vực đang đô thị hóa nhanh.

4. Kết luận

Nghiên cứu đã xây dựng chuỗi phân tích lớp phủ bề mặt (LC) – tỷ lệ bề mặt không thấm (ISF) – hệ số dòng chảy (C) nhằm đánh giá biến động đặc tính bề mặt và khả năng hình thành dòng chảy mặt dưới tác động của đô thị hóa tại khu vực phía trong Vành đai 4 Hà Nội giai đoạn 2016–2026. Kết quả phân loại lớp phủ bằng Random Forest đạt độ chính xác tổng thể trên 95%, cho phép theo dõi xu hướng mở rộng đất xây dựng và chuyển đổi các lớp phủ bề mặt. Diện tích đất xây dựng tăng rõ rệt, kéo theo sự mở rộng của các vùng ISF cao, đặc biệt trong giai đoạn 2016–2021; sau năm 2021, tốc độ mở rộng các vùng có mức độ không thấm rất cao có xu hướng chậm lại. Các vùng ISF và C cao tập trung chủ yếu tại đô thị trung tâm và mở rộng về phía Tây, Tây Nam và Nam của thủ đô, trong khi mức tăng C lớn hơn xuất hiện tại nhiều khu vực ven đô. Kết quả đối chiếu định tính với các nghiên cứu về ngập úng trước đây bước đầu cho thấy sự tương đồng về phân bố không gian giữa các vùng C cao và khu vực ngập được ghi nhận, nhưng chưa đủ cơ sở để đánh giá trực tiếp nguy cơ ngập lụt đô thị. Kết quả khẳng định tiềm năng của việc tích hợp viễn thám và mô hình học máy trong giám sát đô thị hóa, nhận diện biến đổi bề mặt và xác định các khu vực có tiềm năng gia tăng dòng chảy mặt, cung cấp thông tin phục vụ quy hoạch và quản lý đô thị bền vững.

Lời cảm ơn

Nhóm tác giả trân trọng cảm ơn Cơ quan Vũ trụ châu Âu (ESA) đã cung cấp dữ liệu ảnh vệ tinh Sentinel-1 và Sentinel-2; Cục Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ (USGS) đã cung cấp dữ liệu mô hình số độ cao (DEM); và Planet Labs PBC đã cung cấp dữ liệu ảnh vệ tinh PlanetScope có độ phân giải không gian cao, phục vụ công tác xây dựng mẫu tham chiếu, phân loại và đánh giá độ chính xác của bản đồ lớp phủ bề mặt trong nghiên cứu này.

Tuyên bố về việc sử dụng trí tuệ nhân tạo tạo sinh và các công nghệ hỗ trợ bởi AI

Trong quá trình chuẩn bị bản thảo, nhóm tác giả đã sử dụng ChatGPT để hỗ trợ rà soát lỗi chính tả và lặp ý. Các tác giả đã kiểm tra, chỉnh sửa toàn bộ nội dung và chịu hoàn toàn trách nhiệm về tính chính xác, tính nguyên bản và tính toàn vẹn của bài báo.

Tài liệu tham khảo

[1] IPCC (2007). *Climate change 2007: Impacts, adaptation and vulnerability*. Cambridge University Press, Cambridge, UK.

[2] Wang, S. Y. S., Kim, H., Coumou, D., Yoon, J. H., Zhao, L., Gillies, R. R. (2019). Consecutive extreme flooding and heat wave in Japan: Are they becoming a norm? *Atmospheric Science Letters*, 20(10):e933.

[3] Chen, Z., Kong, F., Zhang, M. (2022). A case study of the "7-20" extreme rainfall and flooding event in Zhengzhou, Henan Province, China from the perspective of fragmentation. *Water*, 14(19):2970.

[4] Nguyen, M. H., Trinh, T. K. T., Dang, K. B., Vu, T. K. O., Pham, T. P. N., Tran, V. T., Pham, T. P., Pham, S. L., Do, T. T. T., Vu, K. H. (2025). An integrated approach to assessing the impacts of urbanization on urban flood hazards in Hanoi, Vietnam. *Sustainability*, 17(23):10763.

[5] Sett, D., Trinh, T. P., Wasim, T., Ortiz-Vargas, A., Nguyen, D. G. C., Büche, K., Assmann, A., Nguyen, H. K. L., Walz, Y., Souvignet, M., Bachofer, F., Vu, T. B., Garschagen, M., Hagenlocher, M. (2024). Advancing understanding of the complex nature of flood risks to inform comprehensive risk management: Findings from an urban region in Central Vietnam. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 110: 104652.

[6] Tâm, N. T. M., Lai, T. Đ. L., Tý, T. C., Đức, Đ. A. (2023). Ứng dụng mô hình MIKE FLOOD xây dựng bản đồ ngập lụt có xét sự thay đổi của thảm phủ, lưu vực sông Nhật Lệ. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD) - ĐHXDHN*, 17(3V):138–151.

[7] Shuster, W. D., Bonta, J., Thurston, H., Warnemuende, E., Smith, D. R. (2005). Impacts of impervious surface on watershed hydrology: A review. *Urban Water Journal*, 2(4):263–275.

[8] Đông, P. D., Cường, T. H. (2021). Đánh giá hiệu quả của một số biện pháp thoát nước mưa đô thị bền vững sử dụng phần mềm mô phỏng thủy lực HYSTEM EXTRAN. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD) - ĐHXDHN*, 15(4V):123–132.

[9] Quang, C. N. X., Giang, N. N. H., Luân, P. Đ. M., Hưng, P. Q., Hoa, N. T. (2021). Effects of urbanization on rainfall–runoff relation: A case study in Nhieu Loc–Thi Nghe basin, Ho Chi Minh City. *Tạp chí Phát triển Khoa học và Công nghệ – Khoa học Trái đất và Môi trường*, 5(SI1):SI147–SI155.

[10] Thuận, N. Đ., Vinh, T. Q., Vân, P. V. (2022). Nghiên cứu phương pháp xác định bề mặt không thấm trường hợp khu vực 12 quận nội thành – thành phố Hà Nội. *Tạp chí Khoa học Đất*, (68):43–49.

[11] Le, V. P., Pham, V. T., Trinh, L. H., Mai, D. S. (2024). Assessment of impervious surface changes from multi-temporal Landsat data and machine learning techniques: A case study in Ho Chi Minh City. *Journal of Science and Technique*, 7(01).

[12] Dang, T. T., Dinh, T. T. H., Hoang, T. T., Ta, M. N. (2023). Application of satellite images and artificial intelligence to monitor land cover changes in Hanoi area during 2013–2023 period. *VNU Journal of Science: Earth and Environmental Sciences*, 39(4):102–112.

[13] Nguyen, H. N., Fukuda, H., Nguyen, M. N. (2024). Assessment of the susceptibility of urban flooding using GIS with an analytical hierarchy process in Hanoi, Vietnam. *Sustainability*, 16(10):3934.

[14] Weng, Q. (2012). Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment*, 117:34–49.

[15] Loan, Đ. T., Jian, G., Ha, N. T., Guohua, Z., Ha, N. T. T., Nguyen, H. (2026). Urban heat as a growing hazard: A spatiotemporal analysis of land-use/land-cover changes and land surface temperature in Ha Noi city, Viet Nam. *Natural Hazards*, 122(6):228.

[16] Mauro, G. (2020). Rural–urban transition of Hanoi (Vietnam): Using Landsat imagery to map its recent peri-urbanization. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(11):669.

[17] Liu, Y., Yang, K., Peng, Z., Zou, T., Su, D., Sun, R., Ma, J. (2025). Land use and land cover classification and terrestrial ecosystem carbon storage changes in Vietnam based on Sentinel images. *Scientific Reports*, 15(1):22114.

[18] Rouse, Jr., J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, NASA SP-351, 1:309–317.

[19] Huete, A. R., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2):195–213.

[20] Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295–309.

[21] Gao, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3):257–266.

[22] 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.

[23] Zha, Y., Gao, J., Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3):583–594.

[24] Rikimaru, A., Roy, P. S., Miyatake, S. (2002). Tropical forest cover density mapping. *Tropical Ecology*,

43(1):39–47.

[25] Nguyen, H. M., Dao, T. D., Vu, C. D., Luong, D. N., Khuc, D. T., Le, S. M., Nguyen, T. G. (2026). Assessing coastal urbanization and land use efficiency from multi-temporal optical imagery using machine learning: Case study in Ha Long City. *Journal of Mining and Earth Sciences*, 67(4):42–59.

[26] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32.

[27] Yasser, O., Ads, O., Zahidi, I., Fai, C. M. (2026). Evaluation of six local climate zones mapping methods to determine the most accurate LCZ classification method for UHI studies: The case study of Kuala Lumpur and Singapore. *Transactions in GIS*, 30(1):e70202.

[28] Nelson, J. S. (2011). *U.S. Geological Survey (USGS) Earth Resources Observation and Science (EROS) Center—Fiscal Year 2010 annual report*. U.S. Geological Survey Open-File Report 2011–1057, Reston, VA.

[29] Multi-Resolution Land Characteristics Consortium (MRLC) (2011). *National Land Cover Database 2011 (NLCD 2011) legend*.

[30] Ebner, A. D., Koltun, G. F., Ostheimer, C. J. (2015). *Hydrologic effects of potential changes in climate, water use, and land cover in the Upper Scioto River Basin, Ohio*. U.S. Geological Survey Scientific Investigations Report 2015–5024, Reston, VA.

[31] TCVN 7957:2023. *Thoát nước – Mạng lưới và công trình bên ngoài – Yêu cầu thiết kế*. Bộ Khoa học và Công nghệ, Tiêu chuẩn quốc gia Việt Nam, Hà Nội.

[32] Nguyen, T. T. (2020). Spatio-temporal analysis of urban built-up land in the Hanoi metropolitan area (Vietnam) using remotely sensed images. *Asian Review of Environmental and Earth Sciences*, 7(1):61–66.

[33] European Space Agency (ESA) (2026). *Urban expansion and flood risk in Hanoi, 2016–2026*.

[34] Dang, T. T., Pham, A. T. (2026). Predicting land use/land cover changes using CA-ANN model in the Gia Lam District, Hanoi City. *Geodesy and Cartography*, 52(1):42–53.

[35] Cục Thống kê thành phố Hà Nội (2021). *Niên giám thống kê Hà Nội 2021*.

[36] Thiện, T. Đ., Linh, Đ. T., Gấm, V. T., Thư, N. T., Chiến, H. C. (2023). Thực trạng ngập úng đô thị Hà Nội giai đoạn 2012–2022. *Tạp chí Kiến trúc*, (02/2023).

[37] Viện Quy hoạch Đô thị và Nông thôn Quốc gia (2023). *Thuyết minh Điều chỉnh Quy hoạch chung Thủ đô Hà Nội đến năm 2045, tầm nhìn đến năm 2065*. Hà Nội.

[38] Ủy ban nhân dân thành phố Hà Nội (2026). *Quyết định số 706/QĐ-UBND ngày 12/02/2026 về Kế hoạch phòng, chống thiên tai thành phố Hà Nội đến năm 2030*. Hà Nội.

[39] Feng, B., Zhang, Y., Bourke, R. (2021). Urbanization impacts on flood risks based on urban growth data and coupled flood models. *Natural Hazards*, 106(1):613–627.