Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng, ĐHXDHN, 2026, 20 (5V): 219–233

MỐI LIÊN HỆ GIỮA MỨC ĐỘ PHỦ XANH VÀ ĐẢO NHIỆT ĐÔ THỊ KHU VỰC NỘI ĐÔ HÀ NỘI SỬ DỤNG DỮ LIỆU ẢNH VIỄN THÁM VÀ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Đặng Diệu Huệ[a], Khúc Thành Đông[a,*], Đào Duy Toàn[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 06/8/2026, Sửa xong 27/10/2026, Chấp nhận đăng 30/10/2026

Tóm tắt

Mảng xanh đô thị đóng vai trò quan trọng trong điều hòa vi khí hậu và giảm thiểu hiệu ứng đảo nhiệt đô thị (UHI). Nghiên cứu này nhằm đánh giá mối quan hệ giữa cấu trúc mảng xanh đô thị và nhiệt độ bề mặt (LST) cũng như cường độ đảo nhiệt đô thị tại khu vực nội đô Hà Nội thông qua việc tích hợp dữ liệu viễn thám đa nguồn trên nền tảng Google Earth Engine (GEE). Bản đồ lớp phủ bề mặt được thành lập từ ảnh Sentinel-2 bằng thuật toán Random Forest kết hợp các đặc trưng phổ và kết cấu ma trận đồng xuất hiện mức xám (GLCM), trong khi ảnh Landsat 8 được sử dụng để xây dựng bản đồ LST và UHI. Mối quan hệ giữa tỷ lệ cây thân gỗ, thảm cỏ, đất nông nghiệp và mặt nước với LST và UHI được đánh giá bằng hồi quy tuyến tính và hệ số tương quan trong các vùng đệm 0–100 m và 100–200 m quanh 700 điểm mẫu ngẫu nhiên. Kết quả cho thấy mô hình phân loại đạt độ chính xác cao (OA = 0,91; Kappa = 0,89). Các loại hình mảng xanh đều có tương quan nghịch có ý nghĩa thống kê với LST và UHI ($p < 0{,}001$), trong đó cây thân gỗ và mặt nước có hiệu quả giảm nhiệt rõ rệt nhất trong phạm vi 0–100 m. Kết quả nghiên cứu khẳng định vai trò của quy mô không gian mảng xanh trong điều hòa môi trường nhiệt và cung cấp cơ sở khoa học cho quy hoạch, phát triển hệ thống mảng xanh đô thị nhằm giảm hiệu ứng đảo nhiệt và nâng cao chất lượng môi trường sống.

Từ khoá: mảng xanh đô thị; nhiệt độ bề mặt đất; đảo nhiệt đô thị; Google Earth Engine; Rừng ngẫu nhiên; Hà Nội.

RELATIONSHIP BETWEEN URBAN GREEN SPACE COVERAGE AND URBAN HEAT ISLAND IN THE INNER URBAN AREA OF HANOI USING REMOTE SENSING DATA AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Abstract

Urban green spaces play a crucial role in regulating the urban microclimate and mitigating the Urban Heat Island (UHI) effect. This study investigates the relationship between urban green space structure, Land Surface Temperature (LST), and UHI intensity in the inner urban area of Hanoi by integrating multi-source remote sensing data on the Google Earth Engine (GEE) platform. A land cover map was generated from Sentinel-2 imagery using the Random Forest algorithm combined with spectral and Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features, while Landsat 8 imagery was used to derive LST and UHI maps. The relationships between the proportions of woody vegetation, grassland, agricultural land, and water bodies and LST/UHI were evaluated using linear regression and Pearson correlation analyses within 0–100 m and 100–200 m buffer zones around 700 randomly distributed sample points. The land cover classification achieved high accuracy, with an overall accuracy (OA) of 0.91 and a Kappa coefficient of 0.89. All green space types exhibited significant negative correlations with both LST and UHI ($p < 0.001$), with woody vegetation and water bodies demonstrating the strongest cooling effects within the 0–100 m buffer. The findings highlight the importance of the spatial scale of urban green spaces in regulating the urban thermal environment and provide a scientific basis for urban planning and green infrastructure development to mitigate the UHI effect and improve urban environmental quality.

Keywords: urban green spaces; land surface temperature; urban heat island; Google Earth Engine; Random Forest; Hanoi.

https://doi.org/10.31814/stce.huce2026-20(5V)-16 © 2026 Trường Đại học Xây dựng Hà Nội (ĐHXDHN)

1. Giới thiệu

Trong những thập kỷ gần đây, quá trình đô thị hóa nhanh chóng trên quy mô toàn cầu đã đem đến nhiều thách thức khác nhau về duy trì môi trường bền vững [1]. Từ cuối những năm 1980, quá trình

*Tác giả đại diện. *Địa chỉ e-mail:* dongkt@huce.edu.vn (Đông, K. T.)

đô thị hóa diễn ra mạnh mẽ tại Việt Nam đã làm gia tăng sự chuyển đổi lớp phủ bề mặt tại nhiều đô thị lớn, đặc biệt là thành phố Hà Nội [2]. Sự mở rộng không gian đô thị thường đi kèm với việc thay thế các cảnh quan tự nhiên bằng các cấu trúc bề mặt không thấm như bê tông, nhựa đường và nhà cao tầng [3, 4]. Việc thay đổi lớp phủ này dẫn đến thay đổi tính chất hấp thu bức xạ Mặt Trời cũng như trao đổi năng lượng giữa bề mặt đất và khí quyển [5], làm xáo trộn các quá trình thủy văn và cân bằng năng lượng bề mặt. Hệ quả của quá trình này là sự hình thành hiệu ứng đảo nhiệt đô thị (UHI), nơi nhiệt độ tại các khu vực trung tâm đô thị cao hơn đáng kể so với vùng ngoại ô xung quanh [3]. Nhiệt độ bề mặt tại khu vực nội đô vào mùa hè có thể vượt ngưỡng 41 °C, gây áp lực lớn lên môi trường sống của người dân [6]. UHI không chỉ làm suy giảm chất lượng vi khí hậu mà còn gây ra các rủi ro về sức khỏe cộng đồng, gia tăng nhu cầu tiêu thụ năng lượng và đẩy nhanh quá trình suy thoái hệ sinh thái đô thị [2].

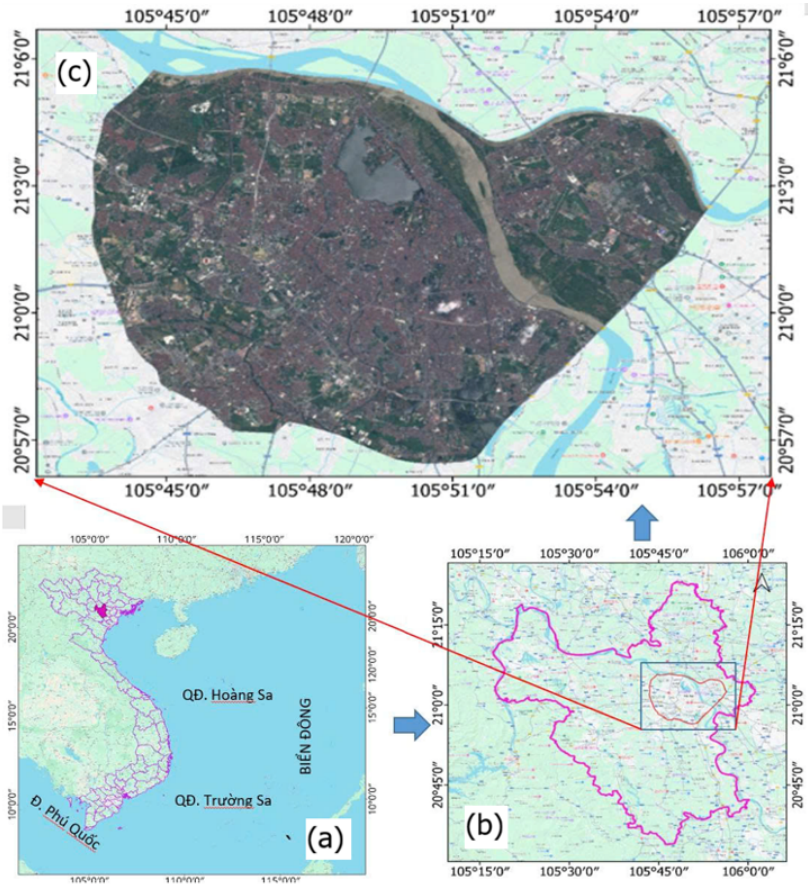
Không gian xanh đô thị (UGS), bao gồm hệ thống công viên, vườn hoa, cây xanh đường phố và các thảm thực vật tự nhiên, được công nhận là một thành phần thiết yếu để giảm thiểu tác động tiêu cực của UHI [2]. Các mảng xanh có chức năng quan trọng như điều hòa nhiệt độ thông qua quá trình che bóng và bốc thoát hơi nước [7]. Nhiều nghiên cứu đã khẳng định rằng 1 ha cây xanh có hiệu quả làm mát tương đương với 500 máy điều hòa hoạt động trong 20 giờ, và việc tăng diện tích che phủ cây xanh thêm 20% có thể giúp giảm nhiệt độ không khí từ 2 °C đến 3 °C [7, 8]. Tại Việt Nam, các nghiên cứu đánh giá mối quan hệ giữa mảng xanh và nhiệt độ đô thị (LST/UHI) đã được triển khai tại các đô thị lớn như Hà Nội và TP.HCM [5–8]. Mặc dù một số công trình đã bắt đầu đưa vào sử dụng ảnh độ phân giải cao như Sentinel-2 (10 m) [9, 10], nhìn chung các nghiên cứu trong khu vực vẫn đối mặt với một số hạn chế chính: (1) Nhiều nghiên cứu truyền thống vẫn phụ thuộc vào ảnh Landsat (30 m) để phân loại thảm thực vật gây ra sai số do pixel hỗn hợp tại các mảng xanh nhỏ hẹp và phân tán [4, 11]. (2) Các phương pháp phân loại dựa trên pixel truyền thống thường gặp lỗi "muối tiêu" và nhầm lẫn quang phổ giữa bóng râm công trình với mặt nước hoặc mái nhà có đặc tính phổ giống thực vật [3, 12]. (3) Phân tích thường chỉ dựa trên các chỉ số thực vật đơn lẻ (như NDVI) mà chưa kết hợp các đặc trưng kết cấu ma trận (GLCM) hay đặc trưng hình thái để phản ánh toàn diện cấu trúc mảng xanh [13]. (4) Mối quan hệ giữa mảng xanh và nhiệt độ thường được xử lý qua các mô hình hồi quy tuyến tính đơn giản, chưa bắt kịp tính chất phi tuyến phức tạp của môi trường nhiệt đô thị [10]. Việc thiếu các nghiên cứu tích hợp viễn thám đa nguồn (Sentinel-2 và Landsat) cùng các thuật toán học máy và đặc trưng kết cấu trên nền tảng điện toán mây đã tạo ra khoảng trống trong việc định lượng chính xác hiệu quả giảm nhiệt của không gian xanh [9].

Nghiên cứu này được thực hiện nhằm tích hợp viễn thám đa nguồn và trí tuệ nhân tạo (AI) để đánh giá mối liên quan giữa mức độ phủ xanh và cường độ đảo nhiệt tại Hà Nội. Việc sử dụng ảnh Sentinel-2 với độ phân giải 10 m cho phép phân loại mảng xanh chi tiết hơn, kết hợp với kênh hồng ngoại nhiệt của Landsat 8 để trích xuất LST. Nghiên cứu ứng dụng thuật toán học máy Random Forest (RF), vốn có khả năng xử lý dữ liệu đa chiều và các mối quan hệ phi tuyến tốt hơn các mô hình truyền thống. Bên cạnh đó, việc tích hợp ma trận đồng xuất hiện mức xám (GLCM) để trích xuất các đặc trưng kết cấu giúp tăng cường khả năng phân biệt các loại hình mảng xanh trong môi trường đô thị có độ nhiễu cao, giảm sự nhầm lẫn quang phổ giữa đất trồng trọt và đồng cỏ/cây bụi [11], giữa các loại cây trồng [14]. Toàn bộ quy trình được thực hiện trên nền tảng Google Earth Engine (GEE), giúp tối ưu hóa thời gian xử lý dữ liệu vệ tinh quy mô lớn và đảm bảo tính khách quan. Kết quả nghiên cứu cung cấp một khung phương pháp luận tiên tiến trong việc kết hợp đặc trưng phổ và đặc trưng kết cấu thông qua học máy để đánh giá đảo nhiệt đô thị, cho thấy mối quan hệ giữa cấu trúc hình thái mảng xanh và sự biến thiên nhiệt độ. Nghiên cứu cũng đưa ra cơ sở khoa học định lượng cho các nhà quản lý đô thị Hà Nội trong việc xác định các ngưỡng phủ xanh tối ưu và vị trí ưu tiên phát triển UGS để

cải thiện vi khí hậu. Mục tiêu chính của nghiên cứu bao gồm: Phân loại chính xác các loại hình mảng xanh đô thị tại khu vực nghiên cứu thuộc nội thành Hà Nội bằng thuật toán học máy và đặc trưng kết cấu GLCM từ ảnh Sentinel-2 trên GEE; Xác định sự phân bố LST và cường độ UHI từ dữ liệu hồng ngoại nhiệt của ảnh Landsat 8; Phân tích định lượng mối liên hệ giữa tỉ lệ mảng xanh và sự biến thiên nhiệt độ bề mặt.

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Khu vực nghiên cứu



Hình 1. Bản đồ vị trí khu vực nghiên cứu (trong đó (a) lãnh thổ Việt Nam; (b) ranh giới thành phố Hà Nội và vị trí vùng nghiên cứu; (c) ảnh vệ tinh chi tiết khu vực nghiên cứu)

Khu vực nghiên cứu được giới hạn bởi đường Vành đai 3,5 ở phía Tây Nam, đường Vành đai 3 ở phía Đông và hệ thống sông Hồng – sông Đuống ở phía Bắc (Hình 1). Đây là vùng chuyển tiếp giữa khu vực đô thị lõi và các khu vực đô thị mở rộng của Hà Nội, với sự phân bố đa dạng của các loại hình lớp phủ bề mặt như đất xây dựng, hạ tầng giao thông, mặt nước, đất nông nghiệp và cây xanh đô thị. Sự phân hóa không gian rõ rệt của các lớp phủ cùng quá trình đô thị hóa nhanh của khu vực này tạo điều kiện thuận lợi để đánh giá mối quan hệ giữa mảng xanh, nhiệt độ bề mặt đất (LST) và hiệu ứng đảo nhiệt đô thị (UHI). Nghiên cứu được thực hiện trong giai đoạn tháng 6–8 năm 2020, khi nhiệt độ bề mặt đạt giá trị cao và thảm thực vật phát triển ổn định, phản ánh rõ vai trò điều hòa nhiệt của mảng xanh.

2.2. Dữ liệu nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng hai nguồn dữ liệu viễn thám chính. Thứ nhất, ảnh Sentinel-2 có độ phân giải không gian 10 m được sử dụng để phân loại mảng xanh, trong đó ảnh Google Earth đóng vai trò là nguồn dữ liệu tham chiếu bổ sung hỗ trợ giải đoán trực quan các điểm mẫu có tính ổn định cao. Thứ hai, dữ liệu Landsat 8 Collection 2 Tier 1 Level-2 được sử dụng để xây dựng bản đồ LST, làm cơ sở tính toán cường độ UHI. Toàn bộ quá trình truy cập, tiền xử lý và phân tích hai bộ dữ liệu viễn thám được thực hiện trên nền tảng Google Earth Engine. Mốc thực nghiệm ngày 28/06/2020 được lựa chọn thay vì thời điểm gần đây do đây là thời điểm nhiệt độ bề mặt (LST) đạt ngưỡng cực đại trong năm và độ che phủ thực vật phát triển ổn định; đồng thời đây là cảnh ảnh tối ưu thỏa mãn tiêu chí ít mây nhất trên cả dữ liệu Sentinel-2 và Landsat 8, đảm bảo tính đồng bộ và độ tin cậy cao khi tích hợp dữ liệu đa nguồn. Cơ sở dữ liệu mẫu được xây dựng gồm 500 điểm, được xác định thông qua giải đoán trực quan ảnh Sentinel-2 tổ hợp màu tự nhiên kết hợp với ảnh Google Earth. Các điểm mẫu phân bố rộng khắp từ khu vực đô thị trung tâm đến ven đô, đảm bảo bao phủ toàn bộ tính đa dạng không gian và đặc trưng phổ của khu vực nghiên cứu. Để hạn sai số do con người khi giải đoán ảnh Sentinel-2 và Google Earth, các tiêu chí sau được áp dụng: (1) Chỉ chọn các pixel thuần nằm ở vùng trung tâm đối tượng, tránh vùng biên giao thoa giữa các lớp phủ; (2) Đối chiếu đồng thời giữa ảnh Sentinel-2 tổ hợp màu tự nhiên, ảnh Google Earth cùng thời kỳ và các chỉ số phổ đặc trưng để xác thực độ chính xác của mẫu trước khi gắn nhãn.

Các điểm mẫu được phân thành năm loại lớp phủ bề mặt, bao gồm: cây thân gỗ (CTG), cỏ/cây bụi (CCB), đất nông nghiệp (ĐNN), mặt nước (MN) và đất khác (ĐK), với 100 mẫu cho mỗi loại. Bộ dữ liệu sau đó được chia ngẫu nhiên thành hai tập dữ liệu theo tỷ lệ 70:30 (350 mẫu huấn luyện và 150 mẫu kiểm định) thông qua thuật toán tự động, phục vụ cho quá trình huấn luyện và đánh giá độ chính xác của mô hình phân loại (Bảng 1).

Bảng 1. Mô tả loại hình mảng xanh và số điểm lấy mẫu tương ứng

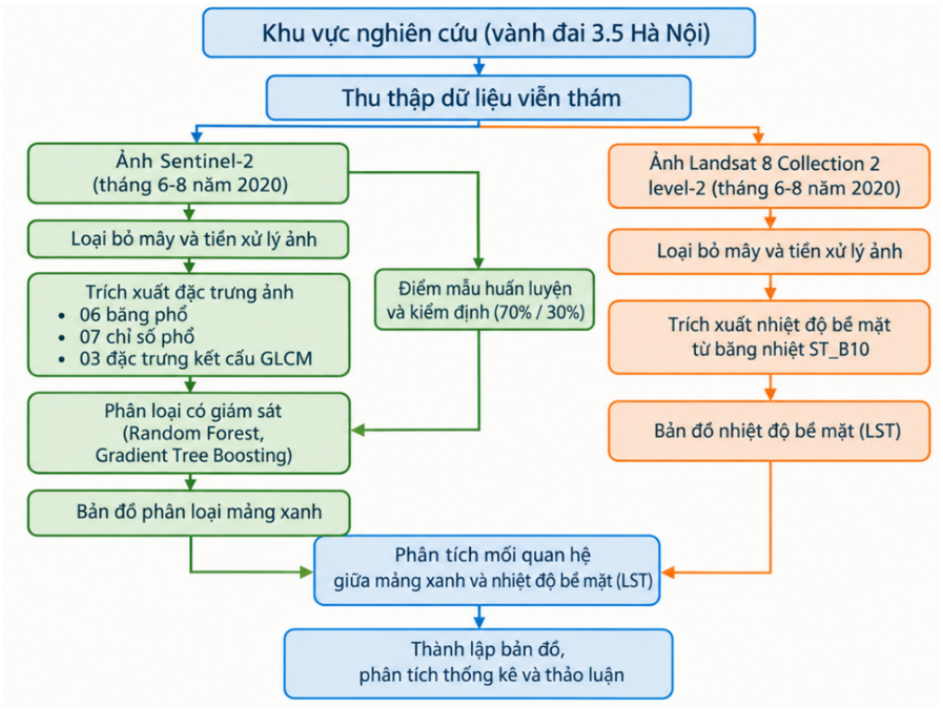
Phân loại sơ bộ	Phân loại chi tiết	Số mẫu	Miêu tả
Không gian xanh (UGS)	CTG	100	Cây thân gỗ tự nhiên và nhân tạo
	CCB	100	Đồng cỏ tự nhiên, nhân tạo và cây bụi thấp
	ĐNN	100	Đất canh tác
Không gian không phải cây xanh	MN	100	Sông, hồ, kênh rạch, ao và các loại hình thủy vực tương tự khác
	ĐK	100	Đất xây dựng, đất trống và các bề mặt không thuộc các lớp trên

2.3. Phương pháp nghiên cứu

a. Phân loại có giám sát

Ban đầu, dữ liệu ảnh viễn thám được lựa chọn từ các bộ ảnh đã hiệu chỉnh khí quyển sẵn có trên nền tảng GEE. Quy trình xử lý dữ liệu tiếp theo bao gồm bốn bước chính (Hình 2): lọc mây dựa trên kênh đánh giá chất lượng (QA band), tính toán giá trị trung bình trong khoảng thời gian 3 tháng để giảm thiểu tối đa ảnh hưởng của mây, ghép ảnh và cắt ảnh theo phạm vi khu vực nghiên cứu.

Mô hình sử dụng mười dải phổ của ảnh Sentinel-2, bao gồm: xanh lam (0,46–0,52 μm), xanh lục (0,54–0,58 μm), đỏ (0,65–0,68 μm), ba dải red edge (0,70–0,79 μm), cận hồng ngoại (0,78–0,90 μm), cận hồng ngoại hẹp (0,85–0,88 μm), hồng ngoại sóng ngắn 1 (1,57–1,66 μm), hồng ngoại sóng ngắn



Hình 2. Quy trình nghiên cứu

2 (2,10–2,28 μm). Từ các dải phổ này, 7 chỉ số phổ được tính toán để phục vụ phân loại bao gồm: chỉ số thực vật khác biệt chuẩn hóa (NDVI), chỉ số red edge khác biệt chuẩn hóa (NDRE), chỉ số độ ẩm khác biệt chuẩn hóa (NDMI), chỉ số nước khác biệt chuẩn hóa sửa đổi (MNDWI), chỉ số khu vực xây dựng khác biệt chuẩn hóa (NDBI), chỉ số đất trống (BSI) và chỉ số thực vật tăng cường (EVI) được tính toán như sau:

$$\mathrm{NDVI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{Red}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{Red}} \tag{1}$$

$$\mathrm{NDRE} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{RE}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{RE}} \tag{2}$$

$$\mathrm{NDMI} = \frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{SWIR}}{\mathrm{NIR} + \mathrm{SWIR}} \tag{3}$$

$$\mathrm{MNDWI} = \frac{\mathrm{Green} - \mathrm{SWIR1}}{\mathrm{Green} + \mathrm{SWIR1}} \tag{4}$$

$$\mathrm{NDBI} = \frac{\mathrm{SWIR1} - \mathrm{NIR}}{\mathrm{SWIR1} + \mathrm{NIR}} \tag{5}$$

$$\mathrm{BSI} = \frac{(\mathrm{SWIR} + \mathrm{RED}) - (\mathrm{NIR} + \mathrm{BLUE})}{(\mathrm{SWIR} + \mathrm{RED}) + (\mathrm{NIR} + \mathrm{BLUE})} \tag{6}$$

$$\mathrm{EVI} = 2{,}5\frac{\mathrm{NIR} - \mathrm{RED}}{\mathrm{NIR} + 6{,}0\,\mathrm{RED} - 7{,}5\,\mathrm{BLUE} + 1} \tag{7}$$

Để giảm thiểu sự nhầm lẫn quang phổ giữa các lớp phủ có đặc tính phổ tương đồng, đặc biệt giữa đất nông nghiệp và cỏ/cây bụi, ba đặc trưng kết cấu được trích xuất từ ma trận đồng xuất hiện mức xám (GLCM) [11]. Trước tiên, ảnh NDVI được chuyển sang ảnh số nguyên 8-bit theo công thức (8):

$$\mathrm{NDVI}_{8\mathrm{bit}} = 100 \times \mathrm{NDVI} + 100 \tag{8}$$

Bước này nhằm đáp ứng yêu cầu đầu vào của thuật toán GLCM trong Google Earth Engine. Từ ảnh NDVI đã chuẩn hóa, các đặc trưng kết cấu Contrast, Entropy và Variance được tính từ GLCM [15] như sau:

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1}(i-j)^2 P(i,j) \tag{9}$$

$$\text{Entropy} = -\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} P(i,j)\log\left(P(i,j)\right) \tag{10}$$

$$\text{Variance} = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1}(i-\mu)^2 P(i,j) \tag{11}$$

với

$$\mu = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} iP(i,j) \tag{12}$$

trong đó $P(i, j)$ là xác suất đồng xuất hiện của hai mức xám i và j trong ma trận GLCM, còn N là số mức xám của ảnh.

Các đặc trưng này góp phần nâng cao khả năng phân biệt các lớp phủ có phổ phản xạ chồng lấn [16]. Sau đó, các chỉ số phổ và đặc trưng kết cấu được tích hợp với các dải phổ của ảnh Sentinel-2 để xây dựng bộ biến đặc trưng phục vụ phân loại. Hai thuật toán học máy, gồm Random Forest (RF) và Gradient Tree Boosting (GTB), được sử dụng làm bộ phân loại và huấn luyện trên tập mẫu đã chuẩn bị. RF được lựa chọn do nhiều nghiên cứu đã chứng minh thuật toán này đạt độ chính xác và tính ổn định cao trong phân loại lớp phủ bề mặt, đặc biệt tại các khu vực đô thị, trong khi GTB có ưu thế trong việc cải thiện hiệu quả phân loại thông qua cơ chế tăng cường tuần tự các cây quyết định [17]. Hai thuật toán này đã được ứng dụng rộng rãi trong phân loại lớp phủ và sử dụng đất (LULC), đồng thời cho thấy hiệu quả cao ngay cả khi số lượng mẫu huấn luyện còn hạn chế [17–19]. Mô hình Random Forest (RF) thiết lập 300 cây với số biến phân nhánh là 20. Mô hình GTB sử dụng 300 cây, tốc độ học 0,05, tỷ lệ lấy mẫu 0,7 và giới hạn maxNodes = 20 để kiểm soát độ phức tạp. Cuối cùng, kết quả phân loại được đánh giá bằng tập mẫu kiểm định độc lập thông qua ma trận nhầm lẫn để so sánh hiệu suất của hai thuật toán và lựa chọn bộ phân loại tối ưu phục vụ trích xuất UGS. Bốn chỉ số chính được sử dụng để đánh giá độ chính xác phân loại lớp phủ gồm: độ chính xác của nhà sản xuất (PA), độ chính xác của người dùng (UA), độ chính xác tổng thể (OA) và hệ số Kappa.

b. Tính toán các chỉ số LST và UHI

Để xác định LST cho khu vực nghiên cứu, các ảnh Landsat 8 trong khoảng thời gian mùa hè từ 01/06/2020 đến 31/08/2020 có phạm vi phủ trùm khu vực nghiên cứu được thu thập và xử lý. Do ảnh hưởng của mây và bóng mây, nghiên cứu lựa chọn cảnh ảnh Landsat 8 tối ưu dựa trên tỷ lệ pixel LST hợp lệ. Các pixel bị ảnh hưởng bởi mây, bóng mây, mây ti tầng cao và mây mở rộng được loại bỏ dựa trên thông tin chất lượng từ kênh QA_PIXEL. Đồng thời, chất lượng của dữ liệu nhiệt được kiểm soát thông qua kênh ST_QA, trong đó chỉ các pixel có sai số nhiệt nhỏ hơn 5 K được giữ lại để đảm bảo độ tin cậy của sản phẩm LST.

Tỷ lệ pixel LST hợp lệ trong khu vực nghiên cứu được tính theo công thức:

$$\text{Valid Pixel}(\%) = \frac{N_{\text{valid}}}{N_{\text{total}}} \times 100 \tag{13}$$

trong đó, N_{valid} là số pixel còn lại sau quá trình lọc chất lượng và N_{total} là tổng số pixel trong khu vực nghiên cứu. Chỉ các cảnh ảnh có tỷ lệ pixel LST hợp lệ từ 70% trở lên được đưa vào bước lựa chọn ảnh tối ưu. Kết quả lựa chọn tự động xác định cảnh ảnh ngày 28/06/2020 là ảnh tối ưu dựa trên tiêu chí: tỷ lệ pixel LST hợp lệ cao nhất và tỷ lệ mây thấp hơn trong trường hợp các ảnh có chất lượng tương đương.

Nhiệt độ bề mặt (LST) được trích xuất từ kênh nhiệt ST_B10 của dữ liệu Landsat Collection 2 theo quy trình hai bước [20]. Đầu tiên, giá trị Digital Number (DN) của ảnh được chuyển đổi sang nhiệt độ Kelvin (T_K) dựa trên hệ số tỷ lệ và hệ số bù thông qua công thức (14):

$$T(K) = \mathrm{DN} \times 0{,}00341802 + 149 \tag{14}$$

Sau đó, giá trị nhiệt độ Kelvin tiếp tục được chuyển đổi sang đơn vị độ Celsius (°C) theo công thức (15):

$$\mathrm{LST}(^{\circ}\mathrm{C}) = T(K) - 273{,}15 \tag{15}$$

Sản phẩm LST thu được từ thời điểm ngày 28/6/2020 có độ phân giải không gian 30 m, sau đó được cắt theo ranh giới vùng nghiên cứu nhằm đồng bộ dữ liệu đầu vào cho các phân tích kế tiếp.

Để đánh giá mức độ phân hóa không gian của nhiệt độ bề mặt, nghiên cứu sử dụng phương pháp chuẩn hóa Z-score theo đề xuất của Abutaleb và cs. (2015) [21], trong đó chỉ số UHI được xác định bằng chênh lệch giữa nhiệt độ bề mặt tại từng pixel và giá trị trung bình của toàn khu vực nghiên cứu, sau đó chuẩn hóa theo độ lệch chuẩn theo công thức (16).

$$\mathrm{UHI} = \frac{\mathrm{LST} - \mathrm{LST}_{\mathrm{mean}}}{\mathrm{STD}} \tag{16}$$

trong đó LST là giá trị nhiệt độ bề mặt tại một pixel cụ thể; $\mathrm{LST}_{\mathrm{mean}}$ và STD lần lượt là giá trị nhiệt độ trung bình và độ lệch chuẩn của toàn bộ dải dữ liệu nhiệt độ bề mặt trong khu vực nghiên cứu. Phương pháp chuẩn hóa này hiện đang được áp dụng rộng rãi trong các nghiên cứu liên quan [22, 23] nhờ khả năng đánh giá chính xác cường độ phân hóa không gian của đảo nhiệt đô thị.

c. Phân tích mối quan hệ giữa lớp phủ bề mặt và môi trường nhiệt

Để đánh giá mối quan hệ giữa cấu trúc lớp phủ và môi trường nhiệt, nghiên cứu xây dựng 700 điểm lấy mẫu ngẫu nhiên phân bố trên toàn bộ khu vực nghiên cứu. Quanh mỗi điểm, hai vùng đệm có bán kính 0–100 m và 100–200 m được thiết lập nhằm đánh giá ảnh hưởng của lớp phủ bề mặt ở các quy mô không gian khác nhau. Trong mỗi vùng đệm, tỷ lệ diện tích của bốn loại lớp phủ gồm cây thân gỗ, thảm cỏ/cây bụi, đất nông nghiệp và mặt nước được tính toán từ bản đồ phân loại lớp phủ. Đồng thời, giá trị trung bình của LST và UHI được trích xuất từ các raster tương ứng để xây dựng bộ dữ liệu phục vụ phân tích thống kê.

Mối quan hệ giữa tỷ lệ lớp phủ và LST (hoặc UHI) được đánh giá bằng hồi quy tuyến tính đơn theo các phương trình (17) và (18):

$$\mathrm{LST} = \beta_0 + \beta_1 \mathrm{Cover} + \varepsilon \tag{17}$$

$$\mathrm{UHI} = \beta_0 + \beta_1 \mathrm{Cover} + \varepsilon \tag{18}$$

trong đó Cover là tỷ lệ lớp phủ (%), β_0 là hệ số chặn, β_1 là hệ số hồi quy và ε là sai số ngẫu nhiên.

Mức độ tương quan tuyến tính giữa tỷ lệ lớp phủ và LST (hoặc UHI) được đánh giá bằng hệ số tương quan Pearson (r):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}} \tag{19}$$

trong đó x_i và y_i lần lượt là giá trị của biến độc lập (tỷ lệ lớp phủ) và biến phụ thuộc (LST hoặc UHI) tại điểm mẫu thứ i; $\bar{x}$ và $\bar{y}$ là giá trị trung bình của các biến tương ứng.

Khả năng giải thích của mô hình được đánh giá thông qua hệ số xác định (r^2). Ý nghĩa thống kê của các mô hình được kiểm định bằng kiểm định t đối với hệ số hồi quy với mức ý nghĩa $\alpha = 0{,}05$.

Hiện tượng đa cộng tuyến giữa các biến độc lập được đánh giá thông qua hệ số phóng đại phương sai (VIF). Để đánh giá đồng thời ảnh hưởng của các loại lớp phủ ở hai quy mô không gian, nghiên cứu sử dụng mô hình hồi quy tuyến tính đa biến, trong đó biến phụ thuộc là LST hoặc UHI, còn các biến độc lập là tỷ lệ cây thân gỗ, thảm cỏ, đất nông nghiệp và mặt nước trong hai vùng đệm 0–100 m và 100–200 m:

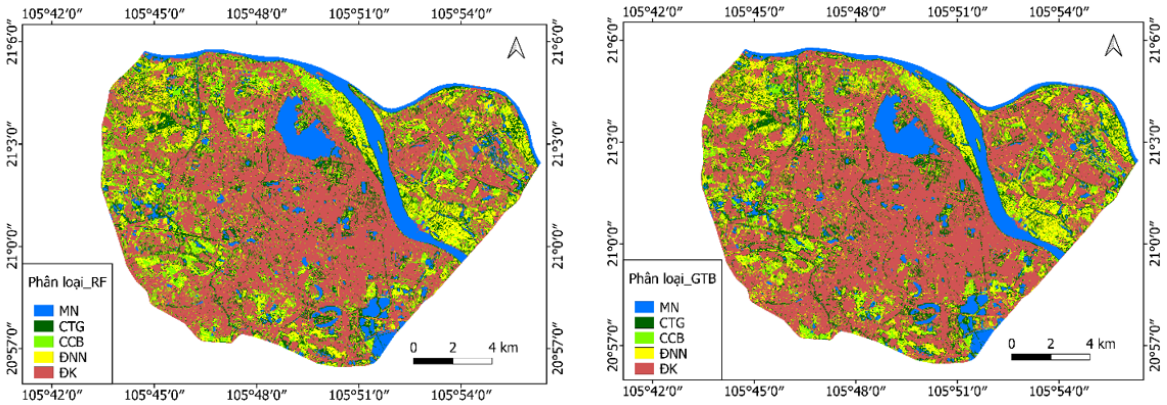
$$Y = \beta_0 + \beta_1 W_{0-100} + \beta_2 G_{0-100} + \beta_3 A_{0-100} + \beta_4 P_{0-100} + \beta_5 W_{100-200} + \beta_6 G_{100-200} + \beta_7 A_{100-200} + \beta_8 P_{100-200} \quad (20)$$

trong đó Y là nhiệt độ bề mặt hoặc cường độ đảo nhiệt đô thị; W là tỷ lệ cây thân gỗ; G là tỷ lệ thảm cỏ/cây bụi; A là tỷ lệ đất nông nghiệp; P là tỷ lệ mặt nước; β_0 là hệ số chặn và β_1–β_8 là hệ số hồi quy.

Toàn bộ quá trình phân tích thống kê, bao gồm hồi quy tuyến tính đơn, hồi quy tuyến tính đa biến, tính hệ số tương quan và kiểm định ý nghĩa thống kê, được thực hiện trên ngôn ngữ MATLAB.

3. Kết quả và thảo luận

3.1. Đánh giá độ chính xác phân loại



(a) Bằng RF (b) Bằng GTB

Hình 3. Bản đồ phân loại mảng xanh của khu vực nghiên cứu mùa hè năm 2020

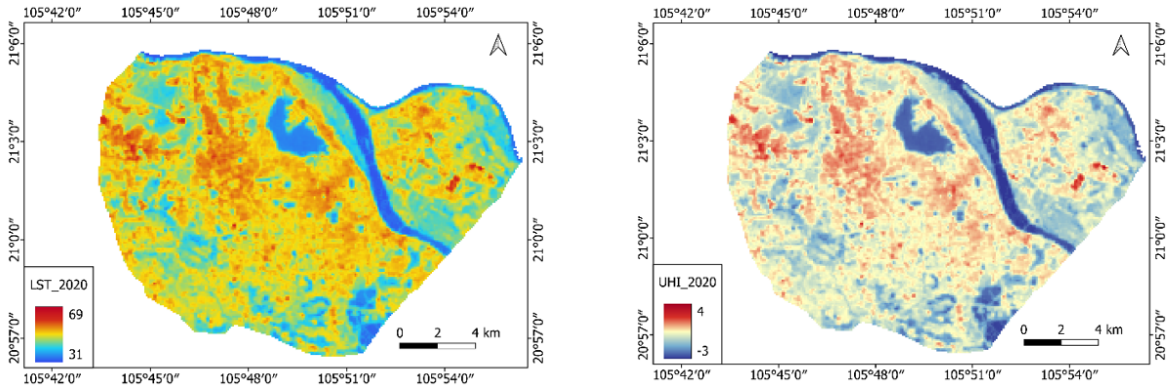
Kết quả phân loại lớp phủ bằng hai thuật toán GTB và RF (Hình 3) thể hiện sự đồng nhất cao về cấu trúc phân bố không gian. Đối với cả hai mô hình, lớp đất khác (ĐK) chiếm diện tích áp đảo tại trung tâm đô thị; trong khi đất nông nghiệp (ĐNN) và mặt nước (MN) tập trung chủ yếu ở phía Đông Bắc và khu vực ven đô. Trực quan từ Hình 3 cho thấy bản đồ xây dựng từ mô hình RF giảm thiểu hiệu ứng nhiễu điểm ảnh tại các vùng chuyển tiếp tốt hơn so với bản đồ từ mô hình GTB. Trong khi đó, sản phẩm từ mô hình GTB thể hiện mức độ phân mảnh và đan xen chi tiết hơn giữa lớp cây bụi (CCB) và đất nông nghiệp.

Kết quả đánh giá (Bảng 2) cho thấy cả hai mô hình RF và GTB đều đạt độ chính xác phân loại cao, với OA lần lượt là 0,91 và 0,89, cùng hệ số Kappa đạt 0,89 và 0,87. Trong đó, mô hình RF cho kết quả vượt trội hơn GTB, thể hiện qua OA và Kappa cao hơn, đồng thời đạt độ chính xác cao hơn ở hầu hết các lớp phủ. Lớp mặt nước và đất khác được phân loại chính xác ở cả hai mô hình, trong khi lớp đất nông nghiệp có độ chính xác thấp nhất, cho thấy vẫn tồn tại hiện tượng nhầm lẫn với các lớp

thảm thực vật khác. Kết quả cho thấy việc bổ sung các đặc trưng phổ và kết cấu đã giúp nâng cao khả năng phân biệt các lớp phủ, đồng thời khẳng định RF là mô hình phù hợp hơn cho phân loại lớp phủ của khu vực nghiên cứu.

Bảng 2. Độ chính xác phân loại của hai mô hình RF và GTB

Mô hình	UA					PA					OA	Kappa
	MN	CTG	CCB	ĐNN	ĐK	MN	CTG	CCB	ĐNN	ĐK		
RF	1	0,83	0,89	0,85	1	1	0,97	0,83	0,77	1	0,91	0,89
GTB	1	0,8	0,84	0,84	1	1	0,93	0,87	0,7	0,97	0,89	0,87

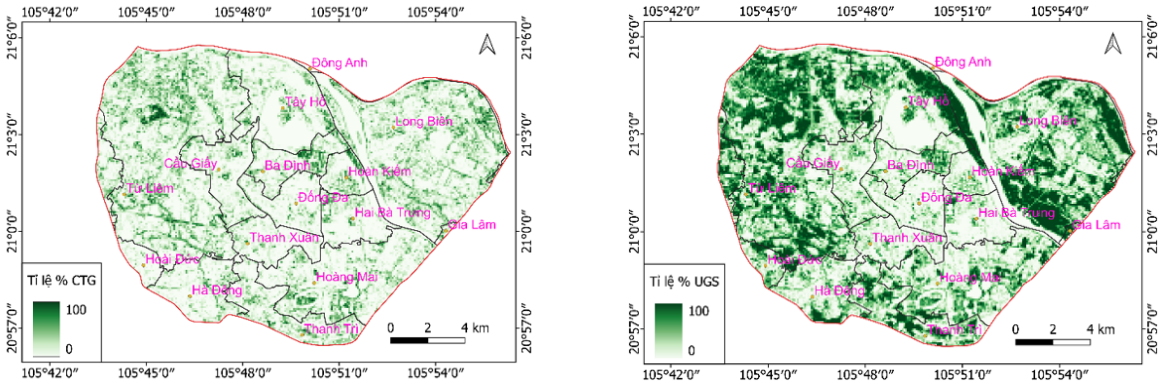


(a) LST (b) UHI

Hình 4. Bản đồ khu vực nghiên cứu ngày 28/6/2020

Phân tích bản đồ phân bố LST và cường độ UHI (Hình 4) cho thấy nhiệt độ bề mặt phân bố không đồng đều, dao động trong khoảng 31–69 °C, với các vùng nhiệt độ cao tập trung chủ yếu tại khu vực xây dựng mật độ lớn và dọc các trục giao thông, đặc biệt ở phía Tây và Tây Nam khu vực nghiên cứu. Giá trị cực đại (69 °C) chỉ chiếm diện tích cực nhỏ (20 pixel > 60 °C, < 0,01%), phản ánh các điểm cực đoan nhiệt vi mô tại bề mặt mái tôn, nhựa đường. Ngược lại, nhiệt độ thấp (31 °C) xuất hiện dọc theo sông, hồ và các khu vực có mật độ cây xanh cao nhờ hiệu ứng làm mát từ bốc thoát hơi nước. Phân bố cường độ UHI có xu hướng tương đồng với LST, với các giá trị dương tập trung tại khu vực đô thị hóa mạnh, trong khi các giá trị âm chủ yếu phân bố tại mặt nước và không gian xanh. Kết quả cho thấy sự gia tăng diện tích bề mặt không thấm và mật độ xây dựng là những yếu tố chính làm gia tăng nhiệt độ bề mặt và cường độ đảo nhiệt đô thị, trong khi hệ thống sông, hồ và thảm thực vật đóng vai trò điều hòa nhiệt và giảm hiệu ứng đảo nhiệt tại khu vực nghiên cứu.

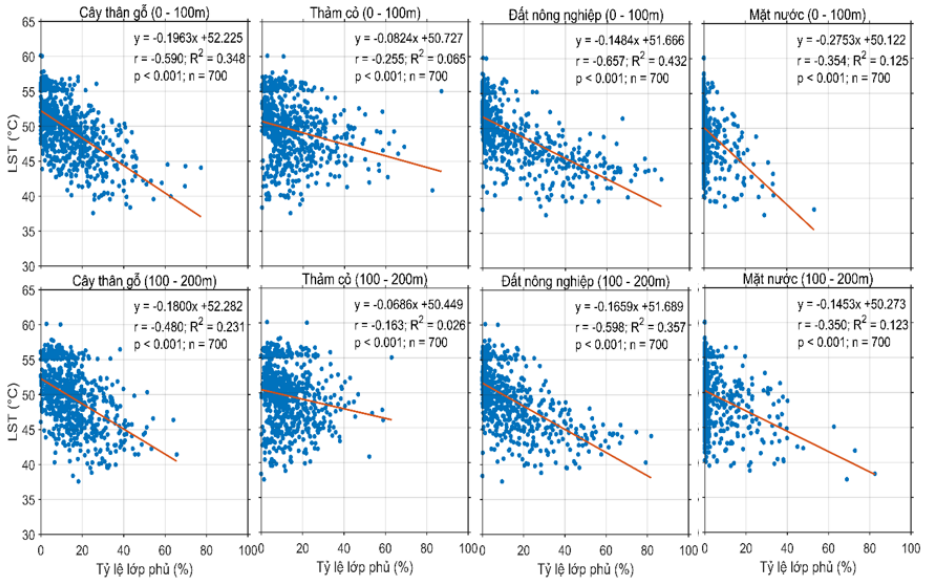
Bản đồ tỉ lệ mảng xanh giải đoán từ kết quả phân loại lớp phủ bằng thuật toán RF mùa hè năm 2020 (Hình 5) cho thấy sự phân hóa không gian và cấu trúc bất cân xứng giữa UGS và CTG. Thảm thực vật phân bố tập trung ở ngoại vi phía Tây và phía Đông nhưng bị chia cắt mạnh tại lõi nội đô. Ngược lại, diện tích CTG thể hiện xu hướng tương phản: các khu đô thị mới phía Tây có tỉ lệ UGS cao nhưng tỉ lệ CTG thấp; vùng phố cổ (Ba Đình, Hoàn Kiếm) duy trì mật độ CTG ổn định nhờ hệ thống cây xanh lâu năm, và đạt giá trị cực đại tại khu vực sông Hồng. Sự chênh lệch này phản ánh tình trạng mất cân bằng cấu trúc tầng bậc của hệ sinh thái đô thị, đặc biệt tại các khu vực mở rộng. Kết quả nghiên cứu là bằng chứng thực nghiệm cho thấy công tác quy hoạch cần chuyển dịch trọng tâm từ tăng diện tích xanh cơ học sang tối ưu hóa mật độ và chất lượng tầng cây thân gỗ nhằm nâng cao hiệu quả giảm thiểu đảo nhiệt đô thị.



(a) Cây thân gỗ (b) Mảng xanh (UGS)

Hình 5. Bản đồ tỷ lệ mảng xanh mùa hè năm 2020

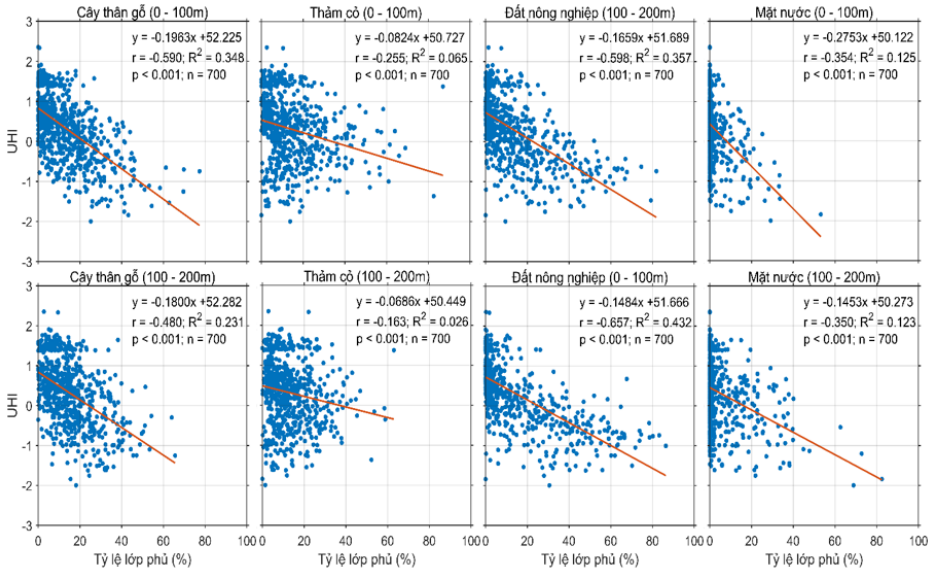
Phân tích biểu đồ mối quan hệ giữa tỷ lệ lớp phủ và LST trong phạm vi đệm 0–100 m và 100–200 m (Hình 6) cho thấy tất cả các loại lớp phủ đều có tương quan âm với LST ($p < 0{,}001$), tuy nhiên mức độ tương quan khác nhau. Kết quả này cũng đồng thuận chung với các nghiên cứu gần đây trên thế giới về xu hướng tác động của thực vật và mặt nước với LST và UHI [24, 25]. Đồng thời nghiên cứu cũng chỉ ra rằng cây thân gỗ và đất nông nghiệp có mối tương quan âm mạnh nhất ($|r| = 0{,}480$–$0{,}657$; $R^2 = 0{,}231$–$0{,}432$), cho thấy khi tỷ lệ hai loại lớp phủ này tăng thì nhiệt độ bề mặt giảm đáng kể. Mặt nước cũng có tác dụng làm mát nhưng mức độ tương quan ở mức trung bình ($|r| = 0{,}350$–$0{,}354$; $R^2 \approx 0{,}12$), trong khi thảm cỏ có tương quan yếu nhất với LST ($|r| = 0{,}163$–$0{,}255$; $R^2 = 0{,}026$–$0{,}065$). Xu hướng này nhất quán ở cả hai khoảng cách phân tích, cho thấy cây thân gỗ và đất nông nghiệp có vai trò nổi bật trong việc giảm nhiệt độ bề mặt, trong khi thảm cỏ và mặt nước có hiệu quả làm mát thấp hơn.



Hình 6. Biểu đồ mối quan hệ giữa tỉ lệ từng thành phần lớp phủ và LST

Kết quả hồi quy đơn biến đối với UHI (Hình 7) cho thấy tất cả các loại lớp phủ đều có tương quan nghịch có ý nghĩa thống kê ($p < 0{,}001$; $n = 700$). Trong phạm vi 0–100 m, mặt nước có tác dụng

giảm UHI mạnh nhất, tiếp theo là cây thân gỗ và đất nông nghiệp. Khi mở rộng lên 100–200 m, ảnh hưởng của mặt nước giảm rõ rệt, trong khi cây thân gỗ và đất nông nghiệp vẫn duy trì hiệu quả làm mát tương đối ổn định.



Hình 7. Biểu đồ mối quan hệ giữa tỉ lệ từng thành phần lớp phủ và UHI

Kết quả hồi quy tuyến tính đa biến (Bảng 3 và Bảng 4) cho thấy ảnh hưởng của các loại lớp phủ đến LST và UHI phụ thuộc vào quy mô không gian. Trong vùng đệm 0–100 m, tất cả các loại lớp phủ đều có hệ số hồi quy âm và có ý nghĩa thống kê rất cao ($p < 0{,}001$), trong đó mặt nước có tác động làm mát mạnh nhất, tiếp theo là cây thân gỗ, đất nông nghiệp và thảm cỏ. Điều này cho thấy mối liên hệ điều hòa nhiệt thể hiện rõ nhất trong phạm vi gần điểm quan sát.

Bảng 3. Kết quả hồi quy đa biến giữa giá trị LST và tỉ lệ lớp phủ

Hệ số	Giá trị	SE	tStat	*p*-value
Hệ số chặn	53,450	0,204	261,926	< 0,001
CTG_0_100m	−0,138	0,012	−11,396	< 0,001
CCB_0_100m	−0,084	0,012	−6,759	< 0,001
ĐNN_0_100m	−0,113	0,011	−10,532	< 0,001
MN_0_100m	−0,189	0,036	−5,272	< 0,001
CTG_100_200m	0,040	0,014	2,910	0,004
CCB_100_200m	0,052	0,016	3,175	0,002
ĐNN_100_200m	−0,007	0,013	−0,504	0,615
MN_100_200m	−0,008	0,019	−0,429	0,668

Tại vành đai 100–200 m, độ lớn của các hệ số giảm đáng kể; ĐNN và MN không còn có ý nghĩa thống kê ($p > 0{,}05$), trong khi CTG và CCB vẫn có ý nghĩa thống kê ($p < 0{,}01$) nhưng hệ số có giá trị nhỏ và chuyển sang dấu dương. Sự chuyển dấu này nên hiểu là cây xanh ở khoảng cách xa làm tăng nhiệt độ. Trong mô hình hồi quy đa biến, các hệ số tại 100–200 m phản ánh mối liên hệ riêng phần sau khi đã kiểm soát đồng thời thành phần lớp phủ ở vùng gần và các biến còn lại. Do đó, dấu của hệ số có thể chịu ảnh hưởng của cấu trúc phân bố và tương quan không gian giữa các biến lớp phủ ở

các vành đai lân cận. Các hệ số hồi quy có sai số chuẩn (SE) nhỏ và giá trị $|t|$-stat lớn (2,910–11,396), phản ánh độ tin cậy cao của các ước lượng. Kết quả cho thấy tác động điều hòa nhiệt của lớp phủ bề mặt chủ yếu tập trung trong phạm vi 100 m đầu và suy giảm rõ rệt ở khoảng cách xa hơn.

Bảng 4. Kết quả hồi quy đa biến giữa giá trị UHI và tỉ lệ lớp phủ

Hệ số	Giá trị	SE	tStat	p-value
Hệ số chặn	1,064	0,039	27,046	< 0,001
CTG_0_100m	−0,027	0,002	−11,396	< 0,001
CCB_0_100m	−0,016	0,002	−6,759	< 0,001
ĐNN_0_100m	−0,022	0,002	−10,532	< 0,001
MN_0_100m	−0,037	0,007	−5,272	< 0,001
CTG_100_200m	0,008	0,003	2,910	0,004
CCB_100_200m	0,010	0,003	3,175	0,002
ĐNN_100_200m	−0,001	0,003	−0,504	0,615
MN_100_200m	−0,002	0,004	−0,429	0,668

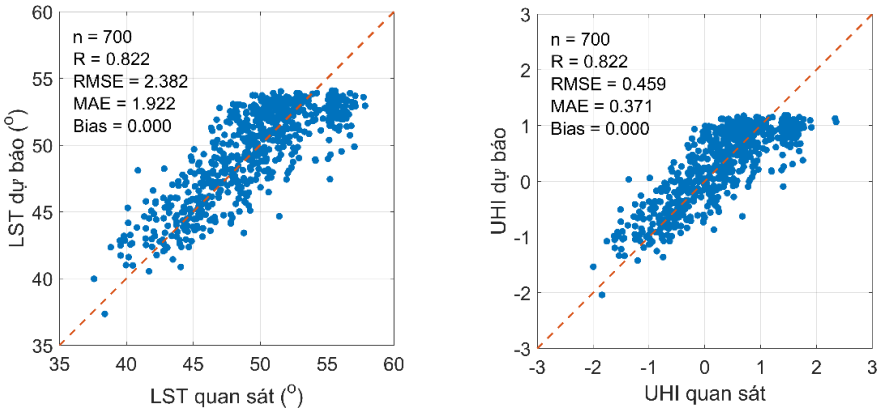
Kết quả kiểm tra đa cộng tuyến (Bảng 5) cho thấy các biến độc lập có giá trị VIF dao động từ 2,754–4,762, đều nhỏ hơn ngưỡng 5 [26], chứng tỏ mô hình không có hiện tượng đa cộng tuyến nghiêm trọng và các hệ số hồi quy có thể được diễn giải một cách tin cậy. Nhìn chung, kết quả cho thấy mối liên hệ làm mát của lớp phủ tập trung chủ yếu trong phạm vi 0–100 m và suy giảm rõ rệt ở khoảng cách 100–200 m; các hệ số dương nhỏ ở vành đai ngoài nên được xem là đặc trưng thống kê của mối quan hệ riêng phần trong mô hình hơn là bằng chứng của một cơ chế làm nóng trực tiếp.

Bảng 5. Hệ số phóng đại phương sai (VIF)

Biến độc lập	VIF	Biến độc lập	VIF
CTG_0_100m	2,754	CTG_100_200m	2,760
CCB_0_100m	3,099	CCB_100_200m	3,208
ĐNN_0_100m	4,751	ĐNN_100_200m	4,762
MN_0_100m	4,460	MN_100_200m	4,620

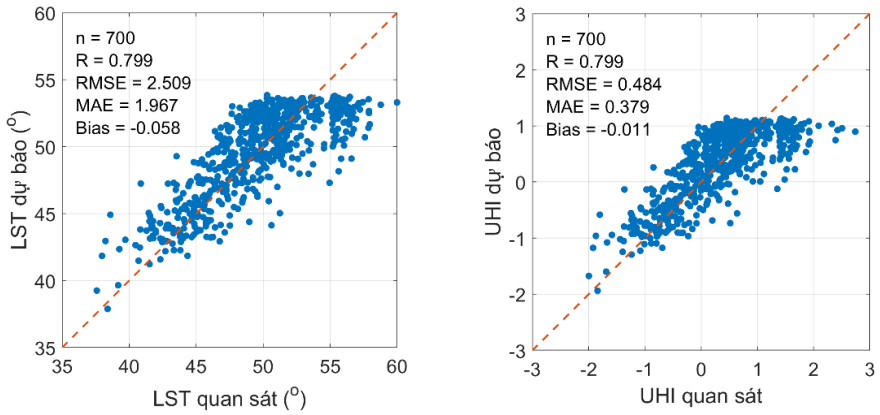
Nhằm đánh giá độ chính xác và khả năng dự báo của mô hình hồi quy tuyến tính đa biến đối với nhiệt độ bề mặt đất và hiệu ứng đảo nhiệt đô thị, biểu đồ phân tán giữa giá trị quan sát thực tế và giá trị dự báo (Hình 8) đã được thiết lập. Mô hình hồi quy đa biến đạt độ chính xác cao với $R = 0{,}822$. Sai số dự báo ở mức thấp (RMSE = 2,382 °C đối với LST và 0,459 đối với UHI), đồng thời các điểm dữ liệu phân bố gần đường $1:1$, cho thấy mô hình có khả năng giải thích và dự báo tốt.

Độ tin cậy và khả năng tổng quát hóa của mô hình hồi quy đa biến còn được đánh giá độc lập thông qua tập dữ liệu kiểm định độc lập gồm 700 điểm, hoàn toàn không trùng lặp và không tham gia vào quá trình xây dựng mô hình đa biến. Kết quả kiểm định (Hình 9) cho thấy hiệu suất dự báo ổn định và đồng nhất ở cả hai mô hình LST và UHI với hệ số tương quan đạt $R = 0{,}785$. Các chỉ số sai số duy trì ở mức thấp, cụ thể RMSE = 2,509 °C, MAE = 1,967 °C với LST, và RMSE = 0,484, MAE = 0,379 với UHI; đồng thời giá trị sai số nhỏ (Bias = −0,058 và −0,011 lần lượt đối với LST và UHI), phân bố tập trung của các điểm mẫu quanh đường phân giác cho thấy sai lệch hệ thống thấp và sự phù hợp tốt giữa giá trị dự báo và giá trị tham chiếu. Kết quả trên cho thấy mô hình duy trì được hiệu suất trên tập dữ liệu độc lập, hỗ trợ khả năng tổng quát hóa của mô hình trong khu vực nghiên cứu.



(a) Mô hình LST (b) Mô hình UHI

Hình 8. Biểu đồ phân tán đánh giá hiệu suất mô hình hồi quy tuyến tính đa biến giữa giá trị quan sát thực tế và giá trị dự báo đối với: (a) Nhiệt độ bề mặt đất và (b) Hiệu ứng đảo nhiệt đô thị. Đường nét đứt màu cam biểu diễn đường phân giác chuẩn 1 : 1



(a) Mô hình LST (b) Mô hình UHI

Hình 9. Kết quả kiểm định độc lập mô hình hồi quy tuyến tính đa biến trên 700 điểm mẫu đối với: (a) Nhiệt độ bề mặt đất và (b) Chỉ số đảo nhiệt đô thị. Đường nét đứt màu cam biểu diễn đường phân giác tham chiếu 1 : 1

Mặc dù việc sử dụng một cảnh ảnh Landsat 8 (28/06/2020) có hạn chế về tính đại diện chuỗi thời gian do chịu ảnh hưởng bởi yếu tố thời tiết tức thời, nhưng đây là dữ liệu phản ánh đỉnh điểm nắng nóng mùa hè với chất lượng ảnh tốt. Dù mức hạ nhiệt định lượng (°C) có thể thay đổi theo thời gian, vai trò làm mát của mảng xanh về mặt không gian luôn mang tính ổn định.

4. Kết luận

Nghiên cứu đã chứng minh hiệu quả của việc tích hợp dữ liệu viễn thám đa nguồn (Sentinel-2 và Landsat 8) với thuật toán học máy Random Forest trên nền tảng Google Earth Engine trong đánh giá môi trường nhiệt đô thị tại Hà Nội. Mô hình phân loại lớp phủ đạt độ chính xác cao (OA = 0,91; Kappa = 0,89), tạo cơ sở tin cậy cho phân tích mối quan hệ giữa lớp phủ bề mặt và môi trường nhiệt. Kết quả cho thấy các loại hình không gian xanh và mặt nước có tương quan nghịch có ý nghĩa thống kê với nhiệt độ bề mặt (LST) và cường độ đảo nhiệt đô thị (UHI) (p < 0,001), trong đó mặt nước và cây thân gỗ có hiệu quả làm mát rõ rệt nhất trong phạm vi 0–100 m. Hiệu quả này giảm đáng kể ở

khoảng cách lớn hơn 100 m, cho thấy vai trò quan trọng của quy mô không gian trong điều hòa vi khí hậu. Kết quả nghiên cứu cung cấp cơ sở khoa học cho quy hoạch đô thị theo hướng tăng cường cây thân gỗ và phát triển mạng lưới không gian xanh, mặt nước phân bố hợp lý nhằm giảm hiệu ứng đảo nhiệt và nâng cao chất lượng môi trường đô thị.

Lời cảm ơn

Nhóm tác giả chân thành cảm ơn sự hỗ trợ tài chính của Trường Đại học Xây dựng Hà Nội cho đề tài "Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân vùng khí hậu cục bộ từ dữ liệu viễn thám phục vụ nghiên cứu đảo nhiệt đô thị", mã số: 65-2026/KHXD-TĐ.

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, các tác giả đã sử dụng ChatGPT để cải thiện khả năng diễn đạt của bản thảo. Tác giả đã kiểm tra và chỉnh sửa 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] Correia, C. R., Roseland, M. (2022). Addressing negative externalities of urban development: Toward a more sustainable approach. *Urban Science*, 6(2):38.

[2] Nguyen, K.-A., Thai, M.-T., Melkamu, T., Le, T.-V., Liou, Y.-A. (2025). Quantifying the cooling intensity of urban green spaces (UGSs) on land surface temperature (LST) in Hanoi metropolitan area, Vietnam. *City and Environment Interactions*, 28:100264.

[3] Siljander, M., Männistö, S., Kuoppamäki, K., Taka, M., Ruth, O. (2025). Urban green space classification using Object-Based Image Analysis (OBIA) and LiDAR fusion: Accuracy evaluation and landscape metrics assessment. *Urban Forestry & Urban Greening*, 112:128997.

[4] Demisse Negesse, M., Hishe, S., Getahun, K. (2024). LULC dynamics and the effects of urban green spaces in cooling and mitigating micro-climate change and urban heat island effects: A case study in Addis Ababa City, Ethiopia. *Journal of Water and Climate Change*, 15(7):3033–3055.

[5] Đông, K. T., Trọng, T. Đ., Hằng, H. T., Khiên, H. T. (2021). Đánh giá tác động của lớp phủ đến nhiệt độ bề mặt đất và phân bố không gian nhiệt độ tại một số tuyến đường trên địa bàn thành phố Hà Nội bằng ảnh viễn thám. *Tạp chí Khoa học Công nghệ Xây dựng (TCKHCNXD) - ĐHXDHN*, 15(7V):143–155.

[6] Huy, N. Q., Khoa, P. V. (2017). Sử dụng ảnh viễn thám để xác định hiệu quả giảm nhiệt của không gian xanh đô thị tại TP. Hà Nội. *Tạp chí Khoa học và Công nghệ Lâm nghiệp*, (4):106–115.

[7] Vân, T. T., Hòa, P. K., Hân, T. T. N. (2018). Đánh giá thực trạng không gian xanh – thước đo chất lượng môi trường hướng đến phát triển đô thị xanh cho Thành phố Hồ Chí Minh. *Journal of Transportation Science and Technology*, 29:56–63.

[8] Hân, T. T. N., Trang, T. V. T., Vân, T. T. (2019). Mảng xanh đô thị trong quản lý và phát triển bền vững khu đô thị phía Đông Thành phố Hồ Chí Minh. *Kỷ yếu Hội nghị Ứng dụng GIS toàn quốc 2019*.

[9] Liou, Y.-A., Nguyen, K.-A., Ho, L.-T. (2021). Altering urban greenspace patterns and heat stress risk in Hanoi city during Master Plan 2030 implementation. *Land Use Policy*, 105:105405.

[10] Tran, V.-D., Hoang, N.-D. (2025). Machine learning insight into the cooling intensity of urban blue-green spaces during heatwaves. *Sustainability*, 17(21):9824.

[11] Mohammadpour, P., Viegas, D. X., Viegas, C. (2022). Vegetation mapping with random forest using Sentinel 2 and GLCM texture feature—A case study for Lousã Region, Portugal. *Remote Sensing*, 14 (18):4585.

[12] Xu, Z., Zhou, Y., Wang, S., Wang, L., Li, F., Wang, S., Wang, Z. (2020). A novel intelligent classification method for urban green space based on high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 12(22): 3845.

[13] Degerickx, J., Hermy, M., Somers, B. (2020). Mapping functional urban green types using high resolution remote sensing data. *Sustainability*, 12(5):2144.

[14] Iqbal, N., Mumtaz, R., Shafi, U., Zaidi, S. M. H. (2021). Gray level co-occurrence matrix (GLCM) texture based crop classification using low altitude remote sensing platforms. *PeerJ Computer Science*, 7:e536.

[15] Haralick, R. M., Shanmugam, K., Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC–3(6):610–621.

[16] Feng, Q., Liu, J., Gong, J. (2015). UAV remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis. *Remote Sensing*, 7(1):1074–1094.

[17] Hebryn-Baidy, L., Rees, G. (2024). Machine learning algorithms evaluated for urban land use and land cover classification using Sentinel 2 data. *Proceedings of SMARTINDUSTRY-2024 (CEUR Workshop Proceedings)*.

[18] Gaikwad, S. V., Shah, S. V., Vibhute, A. D., Saini, J. R., Kale, K. V. (2024). Land use and land cover classification using GEE and machine learning algorithms: A case study of Vaijapur Tehsil. *Second International Conference on Current Trends in Physics and Photonics (ICCTPP 2024)*.

[19] Chowdhury, M., Saifullah, S. M., Rahman, M. S. (2024). Leveraging machine learning algorithms and Sentinel-2 satellite imagery for land use land cover classification of Bangladesh using Google Earth Engine. *2024 27th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*.

[20] U.S. Geological Survey, LSDS-1619 (2024). *Landsat 8–9 Collection 2 Level-2 Science Product Guide*. U.S. Geological Survey.

[21] Abutaleb, K., Ngie, A., Darwish, A., Ahmed, M., Arafat, S., Ahmed, F. (2015). Assessment of urban heat island using remotely sensed imagery over Greater Cairo, Egypt. *Advances in Remote Sensing*, 04(01): 35–47.

[22] Cevik Degerli, B., Cetin, M. (2023). Evaluation of UTFVI index effect on climate change in terms of urbanization. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(30):75273–75280.

[23] Tesfamariam, S., Govindu, V., Uncha, A. (2023). Spatio-temporal analysis of urban heat island (UHI) and its effect on urban ecology: The case of Mekelle city, Northern Ethiopia. *Heliyon*, 9(2):e13098.

[24] Onur, M. (2025). Land use land cover (LULC) and land surface temperature (LST) interactions: Spatial and temporal analysis in Dubai's coastal areas. *Journal of Coastal Conservation*, 29(6):60.

[25] Tadesse, T. A., Ayele, N. A., Reda, T. M., Jothimani, M. (2025). Assessing urban heat island effects in Addis Ababa, Ethiopia using remote sensing and LULC analysis: Implications for sustainable development. *Scientific African*, 30:e03081.

[26] Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis*. 8 edition, Cengage Learning, Hampshire, United Kingdom.