NGHIÊN CỨU DỰ BÁO BIẾN ĐỘNG BỀ MẶT KHÔNG THẤM KHU VỰC THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH TỪ DỮ LIỆU VIỄN THÁM VÀ GIS

PHẠM VĂN TÙNG[(1)], TRỊNH LÊ HÙNG[(2)]
NGUYỄN VĂN TRUNG[(3)], VŨ XUÂN CƯỜNG[(1)]
[(1)]Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường TP. Hồ Chí Minh
[(2)]Học viện Kỹ thuật Quân sự
[(3)]Trường Đại học Mỏ - Địa chất

Tóm tắt:

Sự gia tăng diện tích bề mặt không thấm đã dẫn đến những tác động tiêu cực tới môi trường đô thị, trong đó có sự gia tăng nguy cơ ngập lụt, suy giảm diện tích thảm thực vật, hình thành đảo nhiệt đô thị. Bài báo này trình bày kết quả xây dựng mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh từ dữ liệu viễn thám và GIS. Ảnh vệ tinh Landsat giai đoạn 2002 – 2022 được sử dụng để phân loại bề mặt không thấm, chiết xuất các lớp thông tin về lớp phủ thực vật, nhiệt độ bề mặt, kết hợp với các lớp dữ liệu về địa hình, dân cư để mô hình hóa và dự báo biến động bề mặt không thấm. Kết quả nhận được trong nghiên cứu có thể được sử dụng hiệu quả phục vụ công tác quy hoạch đô thị, giảm thiểu ảnh hưởng của quá trình gia tăng bề mặt không thấm đến môi trường khu vực đô thị.

Từ khóa: Bề mặt không thấm, Viễn thám, GIS, Mô hình hóa, Thành phố Hồ Chí Minh

1. Mở đầu

Bề mặt không thấm là các bề mặt do con người tạo ra, bao gồm các loại bề mặt ngăn chặn quá trình nước không thể xâm nhập vào đất, chẳng hạn như đường giao thông, vỉa hè, bãi đậu xe, mái nhà... Trong những năm gần đây, bề mặt không thấm đã nổi lên không chỉ là một chỉ số về mức độ đô thị hóa, mà còn là một chỉ số chính về chất lượng môi trường đô thị. Do đó, thông tin về phân bố không gian của bề mặt không thấm là thực sự cần thiết cho lập thiết kế, quy hoạch, quản lý và bảo vệ tài nguyên môi trường đô thị (Xu et al., 2022).

Các nghiên cứu trên thế giới đã minh chứng dữ liệu viễn thám là công cụ hữu hiệu cho việc chiết xuất thông tin về đặc điểm, sự phân bố và sự thay đổi của các bề mặt không thấm (Gong et al., 2020; Liu et al., 2020; Yin et al., 2021). Bên cạnh đó, công nghệ GIS với khả năng phân tích dữ liệu không gian mạnh cho phép định lượng, phân tích, mô hình hóa sự biến đổi của bề mặt không thấm để đưa ra xu thế và xác định được tốc độ của sự thay đổi các yếu tố này. Các nghiên cứu ban đầu thường ước tính phân bố bề mặt không thấm trên cơ sở các mô hình dự báo biến động sử dụng đất, trong đó phương pháp phổ biến nhất là đánh giá trọng số chuyển đổi thành bề mặt không thấm của các loại hình sử dụng đất (Brabec et al., 2002). Washburn cho rằng việc

Ngày nhận bài: 1/5/2023, ngày chuyển phản biện: 5/5/2023, ngày chấp nhận phản biện: 9/5/2023, ngày chấp nhận đăng: 28/5/2023

phát triển khu vực thương mại dành cho bán lẻ sẽ dẫn đến 86% lớp phủ đất trở thành bề mặt không thấm sau khi xây dựng hoàn chỉnh (Washburn et al., 2010). Một số nghiên cứu khác cũng sử dụng kết quả dự báo biến động sử dụng đất bằng mô hình Markov để đánh giá phân bố bề mặt không thấm (Chaula, 2019; Asori and Adu, 2023; Trịnh Lê Hùng và cộng sự, 2017). Cách tiếp cận này cung cấp một phương pháp đơn giản trong dự báo phân bố bề mặt không thấm trong tương lai, tuy nhiên các mô hình này cũng có nhược điểm cơ bản khi kết quả dự báo chỉ hiệu quả và đạt độ chính xác cao khi các kịch bản sử dụng đất được thực hiện đầy đủ. Một số nghiên cứu gần đây đã phát triển các mô hình hồi quy giữa tỉ lệ phần trăm bề mặt không thấm và mật độ dân cư. Các biến như tăng trưởng dân số, thương mại... cũng được đưa vào một số mô hình dự báo nhằm nâng cao độ chính xác kết quả dự báo phân bố bề mặt không thấm (Azimand et al., 2020; Li et al., 2021; Ramezani et al., 2021). Các kỹ thuật học máy như SVM, RF... thường được sử dụng khi chiết xuất bề mặt không thấm từ dữ liệu viễn thám, trong khi mạng neural nhân tạo (ANN) và các kỹ thuật hồi quy thường được áp dụng cho các mô hình dự báo phân bố bề mặt không thấm trong tương lai (Mahyoub et al., 2022). Bên cạnh dữ liệu viễn thám, các lớp thông tin bổ trợ như lớp phủ, nhiệt độ bề mặt, địa hình... cũng được sử dụng phục vụ quá trình mô hình hóa xu thế phát triển đô thị. Mô hình toán học Cellular Automata (CA) đã được sử dụng phổ biến trong các nghiên cứu này trên cơ sở kết hợp các kỹ thuật học máy (machine learning) (Gharaibeh et al., 2020; Saputra and Li, 2019; Bugday, 2019).

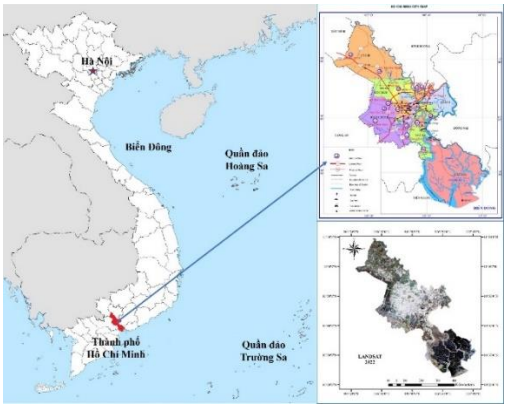
Bài báo này trình bày kết quả mô hình hóa và dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh từ dữ liệu viễn thám và GIS. Ảnh vệ tinh Landsat các năm 2002, 2012, 2022 và các lớp thông tin bổ trợ được sử dụng để dự báo biến động bề mặt không thấm cho năm 2032. Quá trình xử lý dữ liệu được thực hiện trên module MOLUSCE của phần mềm QGIS 2.18.

2. Dữ liệu và phương pháp nghiên cứu

2.1. Dữ liệu và khu vực nghiên cứu

a) Khu vực nghiên cứu

Khu vực nghiên cứu được lựa chọn là thành phố Hồ Chí Minh, một trong hai thành phố lớn nhất của Việt Nam (hình 1). Thành phố Hồ Chí Minh có diện tích tự nhiên 2.095 km^2, dân số đạt 8.96 triệu người (theo kết quả điều tra dân số năm 2019). Mức độ gia tăng dân số ở thành phố khoảng 1 triệu người sau 5 năm, kéo theo tốc độ đô thị hóa cao.



Hình 1: Vị trí địa lý thành phố Hồ Chí Minh

b) Dữ liệu sử dụng

Dữ liệu viễn thám sử dụng trong nghiên cứu là ảnh vệ tinh Landsat chụp khu vực thành phố Hồ Chí Minh ngày 10/03/2002, 05/03/2012 (Landsat 5 TM) và 28/02/2022 (Landsat 8). Các ảnh đều được thu thập vào mùa khô, có chất lượng tốt, được thu thập ở mức độ xử lý L2A.

Trên cơ sở phân tích đặc điểm tự nhiên, xã hội và thực trạng dữ liệu ở khu vực thực nghiệm, trong bài báo tiến hành xây dựng bộ dữ liệu bổ sung với 08 lớp dữ liệu: (1) Mật độ

che phủ của thực vật; (2) Nhiệt độ bề mặt; (3) Độ cao; (4) Độ dốc; (5) Hướng sườn; (6) Mật độ dân cư; (7) Khoảng cách tới đường giao thông; (8) Khoảng cách tới thủy hệ.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

Mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh trên cơ sở mô hình CA kết hợp các kỹ thuật học máy được trình bày trên hình 2.

Bước 1: *Thu thập dữ liệu*

Trong bước này, sau khi nghiên cứu, khảo sát và phân tích đặc điểm khu vực thử nghiệm cũng như hiện trạng nguồn dữ liệu, dữ liệu đầu vào bao gồm ảnh vệ tinh Landsat, mô hình số độ cao (DEM) và các lớp dữ liệu khác được thu thập để xây dựng các lớp thông tin đầu vào cho mô hình. Dữ liệu ảnh Landsat các năm 2002, 2012 và 2022 là bộ dữ liệu cơ sở để đánh giá và dự báo biến động bề mặt không thấm. Ảnh Landsat 8 năm 2021 được sử dụng để xây dựng các lớp dữ liệu bổ sung (mật độ che phủ, nhiệt độ bề mặt).

Bước 2: *Xây dựng các lớp dữ liệu bổ sung*

8 lớp dữ liệu bổ sung của mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm từ dữ liệu viễn thám và GIS được chiết xuất và xây dựng, cụ thể như sau: Lớp thông tin về mật độ che phủ của thực vật và nhiệt độ bề mặt được chiết xuất từ ảnh vệ tinh quang học Landsat 8; Các lớp thông tin độ cao, độ dốc, hướng sườn được chiết xuất từ mô hình số độ cao (DEM) SRTM; Lớp thông tin về mật độ dân số được xây dựng trên cơ sở dữ liệu WorldPop; Các lớp thông tin về khoảng cách tới đường giao thông, khoảng cách tới thủy hệ được xây dựng trên cơ sở các lớp dữ liệu vector về giao thông và thủy văn cùng DEM khu vực nghiên cứu.

Tất cả các lớp thông tin đầu vào này được nội suy về cùng độ phân giải 30 m để đồng bộ hóa các lớp dữ liệu đầu vào của mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm.

Bước 3: *Phân loại bề mặt không thấm từ ảnh vệ tinh Landsat đa thời gian*

04 thuật toán phân loại, bao gồm xác suất cực đại và 03 thuật toán học máy (RF, SVM, CART) được thử nghiệm, từ đó lựa chọn phương pháp có độ chính xác cao nhất.

Bước 4: *Dự báo biến động bề mặt không thấm bằng mô hình CA và kỹ thuật học máy*

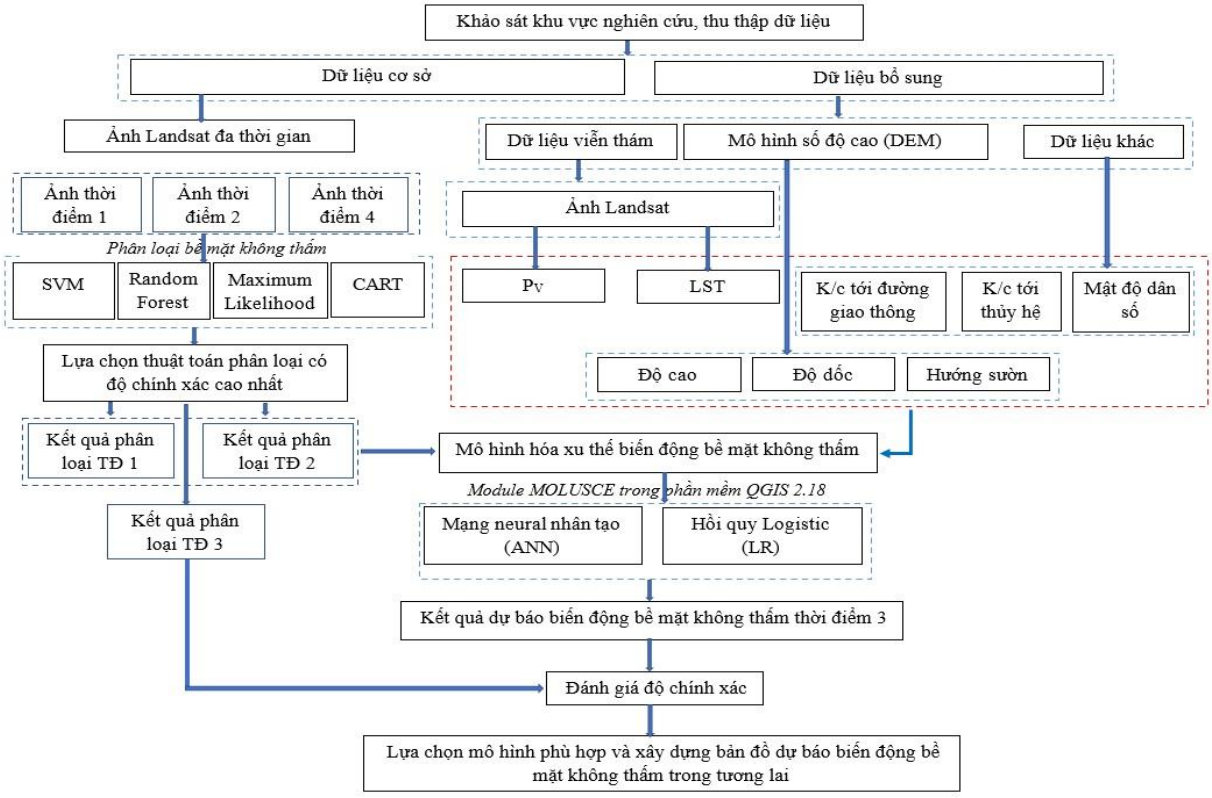
Kết quả phân loại bề mặt không thấm thời điểm 1 (năm 2002) và 2 (năm 2012) cùng bộ dữ liệu bổ sung được sử dụng để mô hình hóa biến động bề mặt không thấm trên cơ sở mô hình CA kết hợp các kỹ thuật học máy. Nghiên cứu thử nghiệm với 02 kỹ thuật học máy được sử dụng phổ biến trong các mô hình dự báo xu thế thay đổi lớp phủ/sử dụng đất (ANN, hồi quy Logistic) để tiến hành dự báo phân bố bề mặt không thấm trong tương lai (năm 2022).

Bước 5: *Đánh giá độ chính xác và lựa chọn mô hình phù hợp*

Kết quả dự báo phân bố bề mặt không thấm được so sánh với kết quả phân loại bề mặt không thấm ở thời điểm 3 (năm 2022) để đánh giá độ chính xác và lựa chọn mô hình phù hợp.

Bước 6: *Xây dựng bản đồ dự báo biến động bề mặt không thấm*

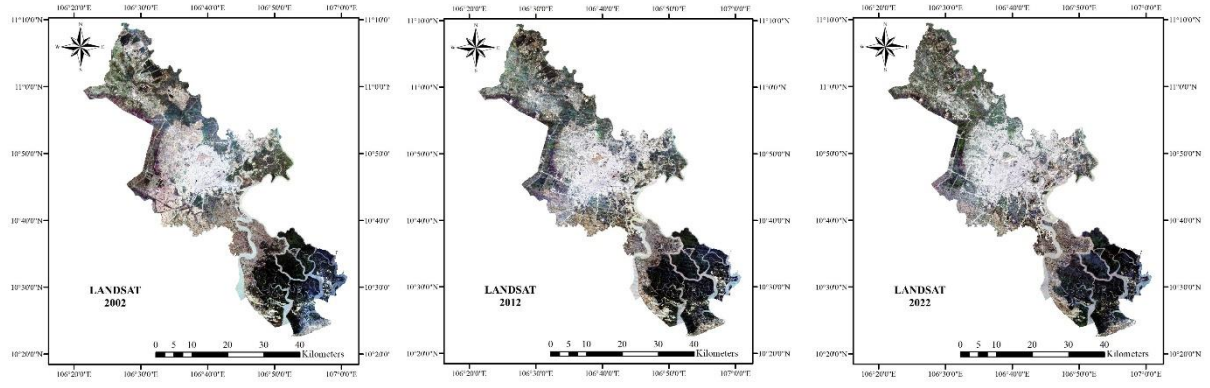
Sau khi lựa chọn mô hình có độ chính xác cao nhất, trong nghiên cứu tiến hành dự báo phân bố bề mặt không thấm trong tương lai. Từ kết quả phân loại bề mặt không thấm năm 2002 và 2012 cùng bộ dữ liệu bổ sung tiến hành dự báo cho năm 2022 và so sánh với kết quả phân loại năm 2022 để lựa chọn mô hình. Mô hình lựa chọn được sử dụng để dự báo phân bố bề mặt không thấm năm 2032.



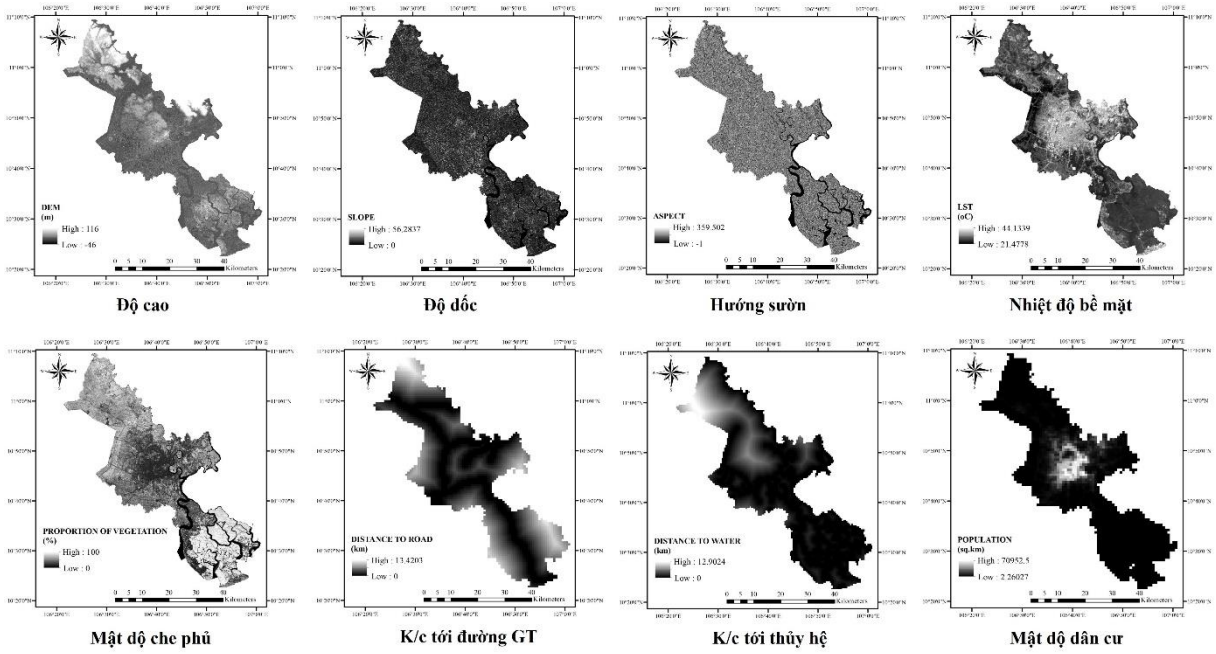
Hình 2: Sơ đồ quy trình dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh

3. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

Ảnh vệ tinh Landsat khu vực thành phố Hồ Chí Minh năm 2002, 2012 và 2022 sau khi tiền xử lý và cắt theo ranh giới khu vực nghiên cứu được thể hiện trên hình 3. Kết quả xây dựng các lớp thông tin bổ sung (08 lớp dữ liệu) khu vực nghiên cứu được trình bày trên hình 4. Các lớp thông tin này cũng được biên tập theo ranh giới khu vực thành phố Hồ Chí Minh và nội suy về độ phân giải không gian 30 m để thống nhất với độ phân giải không gian ảnh vệ tinh Landsat.

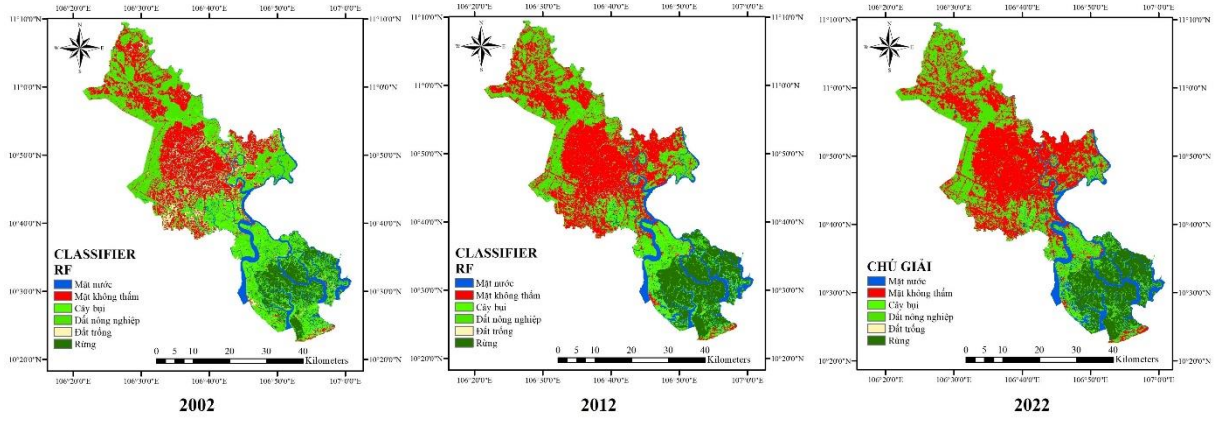


Hình 3: Dữ liệu ảnh Landsat khu vực nghiên cứu ở tổ hợp màu tự nhiên



Hình 4: Bộ dữ liệu bổ sung (8 lớp) của mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm

Kết quả phân loại lớp phủ bề mặt, trong đó có bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh các năm 2002, 2012 và 2022 được thể hiện trên hình 5, trong đó lớp phủ bề mặt được phân loại thành 6 lớp: mặt nước, bề mặt không thấm, cây bụi, đất nông nghiệp, đất trống và rừng. Dựa trên kết quả phân loại lớp phủ bề mặt khu vực thành phố Hồ Chí Minh bằng 04 phương pháp: xác suất cực đại, RF, SVM và CART, trong nghiên cứu tiến hành xác định độ chính xác tổng thể và chỉ số Kappa, từ đó lựa chọn phương pháp phân loại có độ chính xác cao nhất. Từ kết quả trong bảng 1 cho thấy, phương pháp phân loại RF cho độ chính xác cao nhất, thể hiện cả ở thông số độ chính xác tổng thể và chỉ số Kappa trong phân loại lớp phủ bề mặt khu vực thành phố Hồ Chí Minh cho cả 3 năm: 2002, 2012, 2022. Do vậy, trong nghiên cứu lựa chọn sử dụng phương pháp RF để phân loại lớp phủ bề mặt khu vực thành phố Hồ Chí Minh, làm cơ sở để xây dựng mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm.



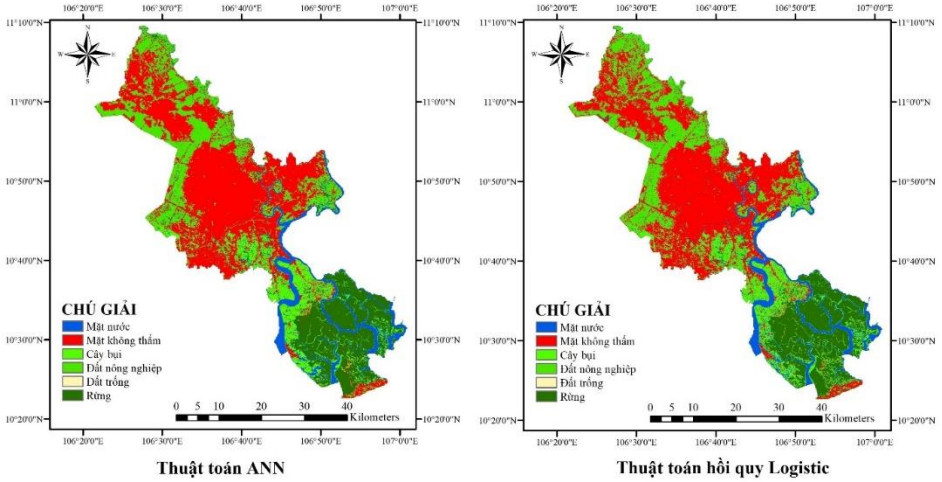
Hình 5: Kết quả phân loại lớp phủ/sử dụng đất khu vực thành phố Hồ Chí Minh các năm 2002, 2012 và 2022 bằng thuật toán RF

Bảng 1: Độ chính xác tổng thể và chỉ số Kappa của các thuật toán phân loại đối với ảnh Landsat khu vực nghiên cứu năm 2002

Năm	Độ chính xác phân loại	SVM	RF	CART	MD
2002	Độ chính xác tổng thể	90.16%	**92.56%**	89.13%	88.33%
	Chỉ số Kappa	0.881	**0.909**	0.867	0.858
2012	Độ chính xác tổng thể	89.69%	**92.61%**	88.80%	87.01%
	Chỉ số Kappa	0.874	**0.906**	0.863	0.841
2022	Độ chính xác tổng thể	91.26%	**93.02%**	87.65%	88.10%
	Chỉ số Kappa	0.892	**0.915**	0.858	0.847

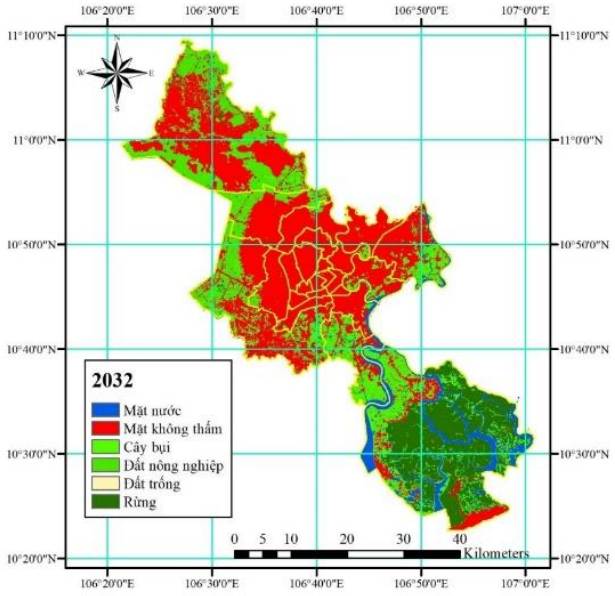
Để mô hình hóa quá trình phát triển bề mặt đô thị, trong bài báo sử dụng mô hình toán học Cellular Automata (CA) kết hợp 02 kỹ thuật học máy: mạng ANN và hồi quy Logistic. Trước hết, đối với thuật toán ANN, trong nghiên cứu thiết lập bộ tham số bao gồm : vùng lân cận (1 px), tỉ lệ học (0.001), số vòng lặp (1000), lớp ẩn (12) và quán tính (0.05). Với thuật toán hồi quy Logistic, bộ tham số đầu vào được thiết lập bao gồm: số lượng mẫu (2000), vùng lân cận (1 px), số vòng lặp tối đa (100).

Kết quả mô hình hoá quá lớp phủ/sử dụng đất khu vực thành phố Hồ Chí Minh năm 2022 từ ảnh vệ tinh Landsat năm 2002, 2012 và bộ dữ liệu bổ sung sử dụng thuật toán ANN và hồi quy Logistic được trình bày trong hình 6.



Hình 6: Kết quả dự báo phân bố bề mặt không thấm năm 2022 bằng thuật toán ANN và hồi quy Logistic

Trong nghiên cứu sử dụng kết quả phân loại lớp phủ/sử dụng đất từ ảnh Landsat năm 2022 bằng thuật toán RF để so sánh với kết quả phân loại cùng thời điểm. Kết quả nhận được cho thấy, hệ số Kappa lần lượt đạt 0.7888 đối với thuật toán ANN và 0.7471 đối với thuật toán hồi quy Logistic. Như vậy, thuật toán ANN có độ chính xác cao hơn khi dự báo biến động lớp phủ khu vực đô thị thành phố Hồ Chí Minh. Từ kết quả này, trong bài báo sử dụng thuật toán ANN để xây dựng bản đồ dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh năm 2032 (hình 7).



Hình 7: Kết quả dự báo biến động bề mặt không thấm năm 2032 khu vực nghiên cứu

Bảng 2: Diện tích của các đối tượng giai đoạn 2002 – 2032

Năm / Diện tích (km^2)	2002	2012	2022	2032
Mặt nước	179.1558	174.9651	171.1934	169.7266
Mặt không thấm	565.3362	788.7048	890.7503	938.8395
Cây bụi	373.608	296.7072	214.2327	206.815
Đất nông nghiệp	655.438	509.3893	468.1101	428.7168
Đất trống	124.4662	14.24865	0.544801	0.523848
Rừng	197.3857	311.375	350.5587	350.7683

Kết quả xác định diện tích các đối tượng lớp phủ/sử dụng đất khu vực thành phố Hồ Chí Minh giai đoạn 2002 – 2032 được thể hiện trên bảng 2. Có thể nhận thấy, diện tích mặt nước, cây bụi, đất nông nghiệp, đất trống đều có xu thế giảm dần trong giai đoạn 2002 – 2032, trong đó giảm mạnh nhất là đất nông nghiệp và đất trống/cây bụi. Trong khi đó, diện tích mặt nước có biến động nhưng không đáng kể. Với lớp phủ rừng, diện tích rừng năm 2032 có xu thế ổn định, không khác nhiều so với năm 2022 do các chính sách bảo tồn khu vực rừng ngập mặn Cần Giờ. Diện tích bề mặt không thấm tiếp tục có sự gia tăng đáng kể, theo dự báo đến năm 2032 đạt trên 938 km^2, gần gấp đôi so với năm 2002 và tăng khoảng 5,4% so với năm 2022. Tốc độ gia tăng bề mặt không thấm có chậm dần trong giai đoạn 2022 – 2032 so với giai đoạn 2002 – 2022 do sự ổn định trong phát triển đô thị ở thành phố Hồ Chí Minh. Bề mặt không thấm vẫn tập trung chủ yếu ở khu vực trung tâm thành phố Hồ Chí Minh, và theo kết quả dự báo đến năm 2032 có sự phát triển đáng kể ở khu vực huyện Cần Giờ đoạn giáp biển.

4. Kết luận

Nghiên cứu đã đề xuất lựa chọn mô hình dự báo biến động bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh từ dữ liệu viễn thám và GIS trên cơ sở mô hình toán học CA và các

kỹ thuật học máy. 03 cảnh ảnh Landsat chụp khu vực nghiên cứu các năm 2002, 2012, 2022 được sử dụng để phân loại lớp phủ/sử dụng đất bằng 04 thuật toán khác nhau và lựa chọn thuật toán có độ chính xác phân loại cao nhất. Để dự báo xu thế biến động bề mặt không thấm, trong bài báo cũng sử dụng bộ dữ liệu bổ sung bao gồm 08 lớp được chiết xuất từ dữ liệu viễn thám, GIS và các CSDL về kinh tế, xã hội.

Kết quả phân loại lớp phủ/sử dụng đất các năm 2002, 2012 và bộ dữ liệu bổ sung được sử dụng để dự báo xu thế phát triển lớp phủ bề mặt đô thị năm 2022 bằng 02 phương pháp: mạng ANN và hồi quy Logistic. Kết quả nhận được cho thấy, thuật toán ANN có độ chính xác cao hơn trong dự báo xu thế phát triển bề mặt đô thị. Từ kết quả này, trong nghiên cứu đã sử dụng thuật toán ANN để dự báo phân bố bề mặt không thấm khu vực thành phố Hồ Chí Minh năm 2032. Kết quả nhận được trong nghiên cứu cung cấp thông tin khách quan và tin cậy, giúp các nhà quản lý trong công tác quy hoạch và phát triển đô thị.❍

Tài liệu tham khảo

[1]. Trịnh Lê Hùng, Nguyễn Thị Thu Nga, Vũ Danh Tuyên, Bùi Thu Phương (2017). Đánh giá và dự báo biến động đất đô thị khu vực nội thành thành phố Hà Nội bằng công nghệ viễn thám và GIS, *Tạp chí Khoa học ĐHSP TPCHM*, tập 14, số 03, trang 176 - 187.

[2]. Asori M., Adu P. (2023). Modeling the impact of the future state of land use land cover change patterns on land surface temperatures beyond the frontiers of greater Kumasi: A coupled cellular automaton (CA) and Markov chains approaches, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, 100908.

[3]. Azimand K., Aghighi H., Matkan A. (2020). Classification and prediction of spatio-temporal Change of impervious urban surfaces and its impacts on urban heat intensity, *Journal of Climate Research*, 11(41), 15 – 34.

[4]. Brabec E., Schulte S., Richards P. (2002). Impervious surfaces and water quality: A review of current literature and its implications for watershed planning, *Journal of Planning Literature* 16(4): 499-514.

[5]. Bugday E., Bugday S. (2019). Modeling and simalating land use/cover change using Artifical neural network from remotely sensing data, *CERNE* 25(2), DOI: 10.1590/01047760201925022634.

[6]. Chaula J. (2019). Ca-Markov model for simulating land use/land cover dynamics in Rufiji delta of Tanzania, *American Journal of Scientific Research and Essays*, 4:27, 1 - 15.

[7]. Gharaibeh A., Shaamala A., Obeidat R., Kofahi S. (2020). Improving land-use change modeling by integrating ANN with Cellular Automata-Markov Chain model, *Heliyon*, 6(9): e05092, doi:10.1016/j.heliyon.2020.e05092.

[8]. Gong P., Li X., Wang J., Bai Y., Chen B., Hu T., Liu X., Xu B., Yang J., Zhang W., Zhou Y. (2020). Annual maps of global artifical impervious area (GAIA) between 1985 and 2018, *Remote Sensing of Environment*, 236, 111510.

[9]. Li F., Li E., Zhang C., Samat A., Liu W., Li C., Atkinson P. (2021). Estimating artificial impervious surface percentage in Asia by fusing multi-temporal MODIS and VIIRS nighttime light data, *Remote Sensing*, 13, 212, https://doi.org/10.3390/rs13020212.

[10]. Mahyoub S., Rhinane H., Mansour M., Fadil A., Okaishi W. (2022). Impervious surface prediction in Marrakech city using Artificial Neural Network, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 13(7), 183 – 189.

[11]. Ramezani M., Yu B., Che Y. (2021). Prediction of total imperviousness from population density and land use data for urban areas (case study: South East Queensland, Australia), *Applied Sciences*, 11(21), 10044, https://doi.org/10.3390/app112110044.

[12]. Saputra M., Lee H. (2019). Prediction of land use and land cover changes for North Sumatra, Indonesia, using an Artificial Neural-Network based Cellular Automaton, *Sustainability*, 11, 3024, 16 pp.

[13]. Xu T., Li E., Samat A., Li Z., Liu W., Zhang L. (2022). Estimating large-scale interannual dynamic impervious surface percentages based on regional divisions, *Remote Sensing*, 14, 3786.

[14]. Yin Z., Kuang W., Bai Y. Dou Y., Chi W., Ochege F., Pan T. (2021). Evaluating the dynamic changes of urban land and its fractional covers in Africa from 2000–2020 using time series of remotely sensed images on the big data platform, *Remote Sensing*, 13(21), 4288, DOI: 10.3390/rs13214288.

[15]. Washburn B., Yancey K, Mendoza J. (2010). User's guide for the California impervious surface coefficients, *Office of Environmental Health Hazard Assessment, California Environmental Protection Agency*, http://oehha.ca.gov/.❍

Summary

Monitoring impervious surfaces change in Ho Chi Minh City from remote sensing and GIS data

Pham Van Tung, Vu Xuan Cuong

Ho Chi Minh City University of Natural Resources and Environment

Trinh Le Hung

Military Technical Academy (Le Quy Don Technical University)

Nguyen Van Trung

Hanoi University of Mining and Geology

Increased flooding risk, decreased vegetation cover, and the development of urban heat islands are just a few of the negative effects of increased impervious surface area on the urban environment. This paper presents the results of building a predictive model of impervious surfaces in Ho Chi Minh City from remote sensing and GIS data. Landsat satellite images for 2002 - 2022 are used to classify impervious surfaces and extract information layers about vegetation cover, surface temperature, and layers of data on terrain and population for modelling and forecasting impervious surface changes. The results obtained in the study can be effectively used for urban planning, minimising the impact of the process of increasing the impervious surface on the urban environment.❍

Keywords: Impervious surface, Remote sensing, GIS, Modeling, Ho Chi Minh City.