



DOI:10.22144/ctujos.2024.297

DỰ BÁO MỞ RỘNG ĐÔ THỊ SỬ DỤNG MÔ HÌNH CA-MARKOV: TRƯỜNG HỢP THÀNH PHỐ TÂN AN, TỈNH LONG AN

Nguyễn Hữu Cường và Nguyễn Văn Cương*

Khoa Quản lý đất đai, Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Thành phố Hồ Chí Minh

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): nvcuong@hcmunre.edu.vn

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 25/10/2023

Sửa bài (Revised): 03/11/2023

Duyệt đăng (Accepted): 15/06/2024

Title: Urban sprawl prediction using CA-Markov model: A case study of Tan An city, Long An province

Author(s): Nguyen Huu Cuong and Nguyen Van Cuong*

Affiliation(s): Ho Chi Minh city University of Natural Resources and Environment

TÓM TẮT

Sự tăng trưởng đô thị theo không gian và thời gian được nghiên cứu bằng cách tiếp cận mô hình hóa có ý nghĩa quan trọng, nhằm mục đích phân tích mở rộng đô thị thông qua mô hình hóa thay đổi sử dụng đất ứng dụng ảnh viễn thám, GIS và mô hình CA-Markov tại thành phố Tân An. Các ảnh Landsat năm 2013, 2018 và 2023 đã được sử dụng để thành lập bản đồ hiện trạng sử dụng đất. Mô hình dự báo được đánh giá bằng cách so sánh bản đồ mô phỏng và bản đồ hiện trạng sử dụng đất năm 2023. Kết quả dự báo sử dụng đất đến năm 2033 cho thấy đất xây dựng ngày càng mở rộng chiếm đất trồng cây hằng năm và lâu năm là xu hướng thay đổi sử dụng đất chính trong tương lai. Đô thị dự báo tăng trưởng mở rộng chính từ các khu dân cư vùng trung tâm và dọc theo các tuyến giao thông hiện hữu. Kết quả cũng chứng minh mô hình CA-Markov có tiềm năng giúp hiểu rõ hơn về động lực không gian và thời gian trong dự đoán kịch bản thay đổi sử dụng đất đai.

Từ khóa: CA-Markov, đô thị hóa, thành phố Tân An, thay đổi sử dụng đất, viễn thám

ABSTRACT

Exploratory research on urban growth in space and time using a modeling approach plays an important role. This study aims to analyze urban expansion through land use change modeling utilizing an integrated approach of remote sensing images, GIS, and the CA-Markov model in Tan An city. Landsat images in 2013, 2018, and 2023 are used to create the actual land use map. The forecast model is evaluated by comparing the simulation map with the actual land use map in 2023. Land use forecast results for 2033 illustrate that built-up land has been spreading by occupying areas for annual and perennial crops, which will be the primary land use change trend in the future. Urban is forecast to expand mainly from residential areas in the central region along existing transportation routes. The findings also showed that the CA-Markov model can better understand spatial and temporal dynamics when anticipating land use change scenarios.

Keywords: CA-Markov, urbanization, Tan An city, land-use change, remote sensing

1. GIỚI THIỆU

Quá trình đô thị hóa đang diễn ra nhanh chóng trên toàn thế giới trong những thập kỷ gần đây do sự gia tăng bùng nổ về dân số (Al-Darwish et al., 2018), đặc biệt là ở các nước đang phát triển như Việt Nam, đã gây ra sự thu hẹp về diện tích đất nông nghiệp, đất rừng, đặt ra những thách thức nghiêm trọng đối với sự phát triển bền vững. Nhiều nghiên cứu đã đề cập đến tầm quan trọng của việc nghiên cứu tăng trưởng đô thị để hiểu rõ hơn về sự xuất hiện và hậu quả của việc mở rộng đô thị cũng như khám phá sự mở rộng đô thị theo không gian và theo thời gian thông qua mô hình hóa thay đổi sử dụng đất (Alsharif & Pradhan, 2014; Martellozzo et al., 2018). Những mô phỏng như vậy thường được tạo ra bằng cách sử dụng các mô hình thay đổi sử dụng đất trong đô thị kết hợp với kỹ thuật GIS và viễn thám. Kết quả mô phỏng khu vực đô thị hóa trong tương lai có thể hỗ trợ chính quyền và các nhà quy hoạch đô thị trong việc hoạch định chính sách, sử dụng đất và quản lý đất đai nhằm đáp ứng sự phát triển kinh tế và tăng trưởng dân số nhanh chóng.

Những tiến bộ nhanh chóng trong các mô hình không gian địa lý đã làm cho việc mô phỏng tăng trưởng đô thị ngày càng trở nên khả thi hơn. Nhiều mô hình đã được đề xuất với ưu nhược điểm được bàn thảo trong nhiều nghiên cứu. Mô hình Land Transformation mặc dù thể hiện khả năng dự đoán tốt với độ phân giải cao, nhưng lại có các bước vận hành phức tạp, khiến nó trở thành một trong những ứng dụng ít phổ biến nhất (Pijanowski et al., 2002). Mô hình Weights of Evidence (WE) yêu cầu dữ liệu phong phú và bản đồ chi tiết, khiến việc thu thập tất cả dữ liệu cần thiết trở nên rất khó khăn (Amato et al., 2014). Một mô hình tích hợp Frequency Ratio (FR), Analytical Hierarchical Process (AHP), Logistic Regression (LR) và Artificial Neural Network (ANN) được thiết kế để dự đoán và so sánh tăng trưởng đô thị (Park et al., 2011), nhưng mô hình này gặp khó khăn trong việc xác định phương pháp tốt nhất do có sự khác nhau giữa yêu cầu của từng phương pháp.

Mô hình tích hợp chuỗi Markov và Cellular Automata (CA) có những lợi ích tiềm năng trong nghiên cứu sự thay đổi sử dụng đất nói chung cũng như mở rộng đô thị nói riêng. Mặc dù mô hình

Markov đã được sử dụng rộng rãi cho những thay đổi trong sử dụng đất, nhưng với phiên bản truyền thống của nó, việc dự đoán mô hình không gian của những thay đổi sử dụng đất là một thách thức (Khwarahm et al., 2021). Tuy nhiên, sự thay đổi không gian của các loại hình sử dụng đất có thể được mô phỏng hiệu quả hơn nếu có thể kết hợp mô hình CA với khả năng tính toán không gian mạnh mẽ. Mô hình CA-Markov là một cách tiếp cận mạnh mẽ và thuận tiện trong mô hình hóa động không gian và thời gian của các thay đổi sử dụng đất vì nó có khả năng kết hợp cả dữ liệu viễn thám và GIS một cách hiệu quả (Hyandye & Martz, 2017). Nhiều nghiên cứu trước đây đã kiểm tra thành công việc mô phỏng các mô hình thay đổi sử dụng đất và mở rộng đô thị theo không gian và thời gian bằng mô hình CA-Markov (Han et al., 2015; Rimal et al., 2018; Wang et al., 2021).

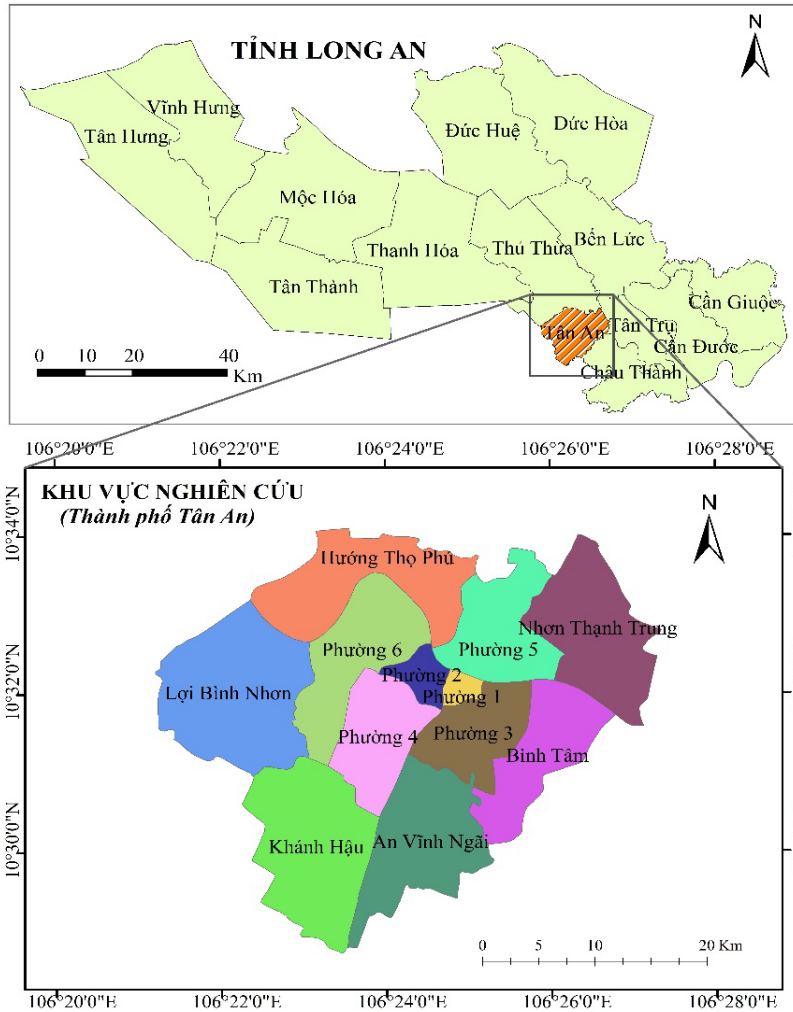
Với sự phổ biến và các tính năng mạnh mẽ đó, nghiên cứu này được thực hiện với mục tiêu chính là khám phá phân tích thay đổi sử dụng đất theo không gian thời gian, theo dõi xu hướng mở rộng đô thị trong quá khứ/hiện tại và mô phỏng thay đổi trong tương lai vào năm 2028 và 2033 tại thành phố Tân An thông qua sử dụng mô hình CA-Markov.

2. DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Địa bàn và dữ liệu nghiên cứu

2.1.1. Địa bàn nghiên cứu

Thành phố Tân An nằm về phía Tây Nam của tỉnh Long An ở tọa độ vĩ tuyến $10^{\circ}31' - 10^{\circ}52'$, kinh tuyến $106^{\circ}13' - 106^{\circ}22'$ (Hình 1), cách trung tâm thành phố Hồ Chí Minh 47 km. Tân An là đô thị cửa ngõ của vùng Đồng bằng sông Cửu Long với hệ thống sông ngòi, kênh rạch khá chằng chịt và chịu ảnh hưởng chế độ bán nhật triều của biển Đông. Địa hình thành phố Tân An có độ cao tuyệt đối biến đổi từ 0,5 đến 2 m. Hầu hết phần diện tích đất ở hiện hữu không bị ngập úng, rải rác có những điểm trũng dọc theo hai bên bờ sông rạch bị ngập nước về mùa mưa. Nhìn chung, địa hình thành phố tương đối thấp, dễ bị tác động khi triều cường hoặc khi lũ Đồng Tháp Mười tràn về. Theo thống kê năm 2022, diện tích tự nhiên khoảng 82 km² với dân số là 207.120 người, mật độ dân số đạt 2.526 người/km² (Ủy ban nhân dân thành phố Tân An, 2023).



Hình 1. Vị trí địa bàn nghiên cứu

2.1.2. Dữ liệu nghiên cứu

Ảnh vệ tinh Landsat đa thời gian gồm các năm 2013, 2018 và 2023 được sử dụng trong nghiên cứu. Các ảnh này được thu thập từ <https://earthexplorer.usgs.gov/> với độ phân giải không gian 30 m x 30 m thuộc khu vực thành phố Tân An, tỉnh Long An (Bảng 1). Từ nguồn ảnh vệ tinh này, thông tin trên ảnh được giải đoán để thành lập các bản đồ hiện trạng sử dụng đất. Bên cạnh đó, các loại bản đồ khác cũng được sử dụng như bản đồ ranh giới hành chính, ảnh vệ tinh độ phân giải cao từ Google Maps cũng như tiến hành khảo sát, lấy mẫu thực địa để nâng cao độ chính xác quá trình giải đoán ảnh vệ tinh. Các ảnh vệ tinh này được giải đoán có giám sát bằng phương pháp phân loại gần đúng nhất (The maximum likelihood classifier).

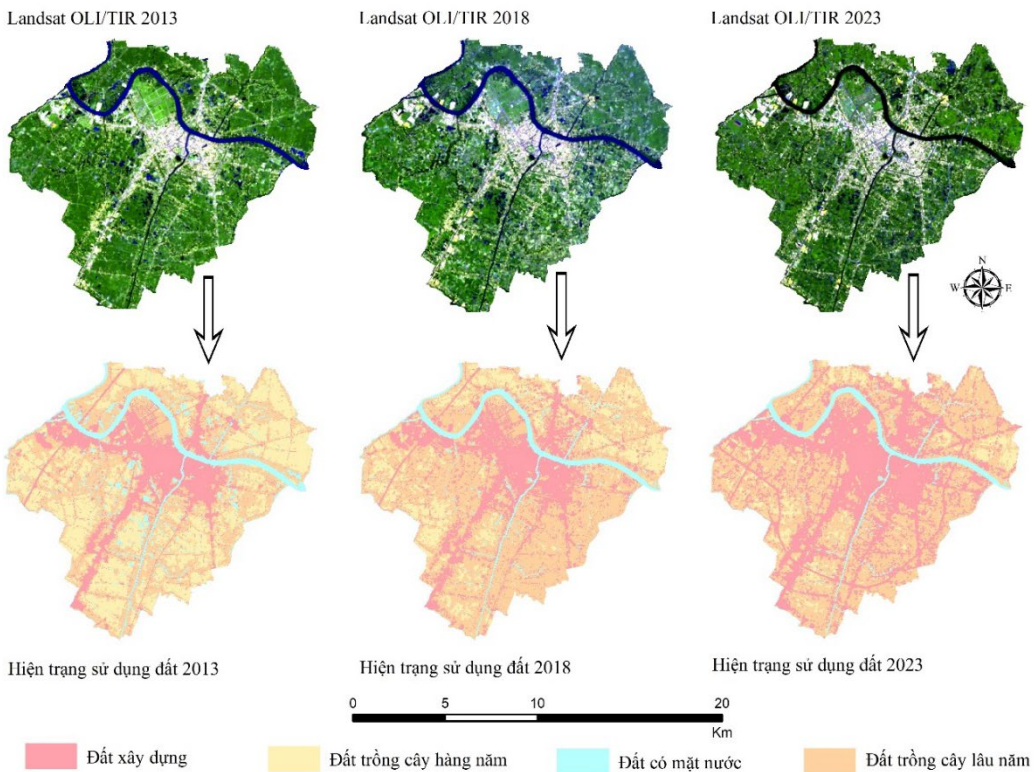
Để đánh giá độ chính xác phân loại ảnh, độ chính xác toàn cục (Overall accuracy) và hệ số Kappa được đánh giá. Các chỉ số này được tính toán dựa trên ma trận sai số phân loại. Trong đó, độ chính xác toàn cục để đánh giá mức độ tin cậy chung của kết quả giải đoán (Van Oort, 2007) và hệ số Kappa được sử dụng để đo sự đồng nhất giữa kết quả phân loại ảnh (Rosenfield & Fitzpatrick-Lins, 1986). Kết quả giải đoán cho thấy độ chính xác toàn cục trên 92% và hệ số Kappa trên 0,90 (Bảng 2) đạt độ chính xác cao. Bản đồ sử dụng đất các năm 2013, 2018 và 2023 gồm bốn loại đất: đất xây dựng, đất cây hàng năm, đất cây lâu năm và đất mặt nước được thành lập (Hình 2).

Bảng 1. Dữ liệu ảnh vệ tinh

Mã ảnh	Ngày chụp	Độ phân giải (m)	Path/row
Landsat OLI/TIR 2013	18/11/2013	30 x 30	125/053
Landsat OLI/TIR 2018	31/10/2018	30 x 30	125/053
Landsat OLI/TIR 2023	23/06/2023	30 x 30	125/053

Bảng 2. Đánh giá kết quả phân loại ảnh vệ tinh

Năm	Độ chính xác toàn cục (%)	Hệ số kappa
2013	95,98	0,9443
2018	92,95	0,9039
2023	94,66	0,9273



Hình 2. Bản đồ hiện trạng sử dụng đất thành phố Tân An năm 2013, 2018 và 2023

2.2. Phương pháp nghiên cứu

2.2.1. Chuỗi Markov

Phân tích chuỗi Markov là một phương pháp mô hình hóa được sử dụng phổ biến trong nghiên cứu thay đổi sử dụng đất. Mô hình xác định quá trình chuyển đổi loại hình sử dụng đất từ thời gian t_1 sang thời gian t_2 nhằm dự đoán xác suất thay đổi sử dụng đất trong tương lai. Điều này đạt được bằng cách sử dụng xác suất đã biết từ những thay đổi trong quá khứ để dự đoán những thay đổi trong tương lai. Điều này dựa trên giả định rằng xác suất của một hệ thống ở một trạng thái nhất định tại một thời điểm nhất định có thể được xác định nếu trạng thái của nó ở

thời điểm trước đó được biết đến (Lambin, 1997). Tuy nhiên, phân tích Markov được sử dụng để mô phỏng và dự đoán những thay đổi trong sử dụng đất không rõ ràng về mặt không gian. Sự thiếu sót này được khắc phục bằng cách kết hợp với mô hình Cellular Automata.

2.2.2. Cellular Automata

Năm 1940, Ulan và Neuman giới thiệu mô hình Cellular Automata. Theo mô hình CA, nó có năm thành phần chính, (a) Mạng: Một không gian trong đó bao gồm các ô tồn tại, (b) Trạng thái ô: Trạng thái của ô ngoài trạng thái vô hạn, (c) Vùng lân cận: Các ô liền kề với một ô cụ thể, (d) Quy tắc chuyển tiếp:

Xác định trạng thái của ô trong khoảng thời gian tiếp theo dựa trên trạng thái hiện tại và vùng lân cận của nó, e) Không gian tạm thời: Các bước thời gian để các ô phát triển. Về mặt toán học, CA có thể được biểu diễn dưới dạng phương trình (1).

$$\{S_{t+1}\} = f(\{S_t\} * \{I_t^h\} * \{V\}), \quad (1)$$

trong đó $\{S_{t+1}\}$ là trạng thái của ô trong CA tại thời điểm $(t + 1)$, $\{S_t\}$ là trạng thái của ô trong CA tại thời điểm (t) , $\{I_t^h\}$ đề cập đến vùng lân cận, $\{V\}$ là mức độ phù hợp của một ô đối với tăng trưởng đô thị, $f()$ biểu thị các quy tắc chuyển tiếp, t là các bước thời gian và h là kích thước vùng lân cận (Maithani, 2010). Có thể nói CA giải thích vai trò sự gần nhau của các ô hiện hữu cùng lớp trong việc góp phần gây ra sự thay đổi trạng thái của các ô khác. Cellular Automata đơn giản hóa quá trình phát triển đô thị bằng cách phân bố không gian vào các ô có trạng thái được xác định dựa trên vị trí của chính nó, các ô lân cận và quy tắc chuyển đổi dựa trên tập dữ liệu trước đó.

2.3. Quy trình nghiên cứu

Nghiên cứu này ứng dụng mô hình CA-Markov để mô phỏng và dự đoán sự thay đổi sử dụng đất trong đô thị. Quá trình này bao gồm (1) thực hiện phân tích chuỗi Markovian trên bản đồ sử dụng đất trích xuất từ ảnh viễn thám các năm 2013 và 2018 (bước thời gian 5 năm) để tạo ra ma trận chuyển tiếp về diện tích; (2) tạo bản đồ xác suất chuyển tiếp của các loại hình sử dụng đất; (3) đánh giá độ chính xác của mô hình bằng cách so sánh bản đồ mô phỏng và bản đồ hiện trạng năm 2023 dựa trên chỉ số Kappa; và (4) dự đoán sự phân bố không gian của các loại hình sử dụng đất vào năm 2028 và 2033 để phân tích sự mở rộng đô thị (đất xây dựng).

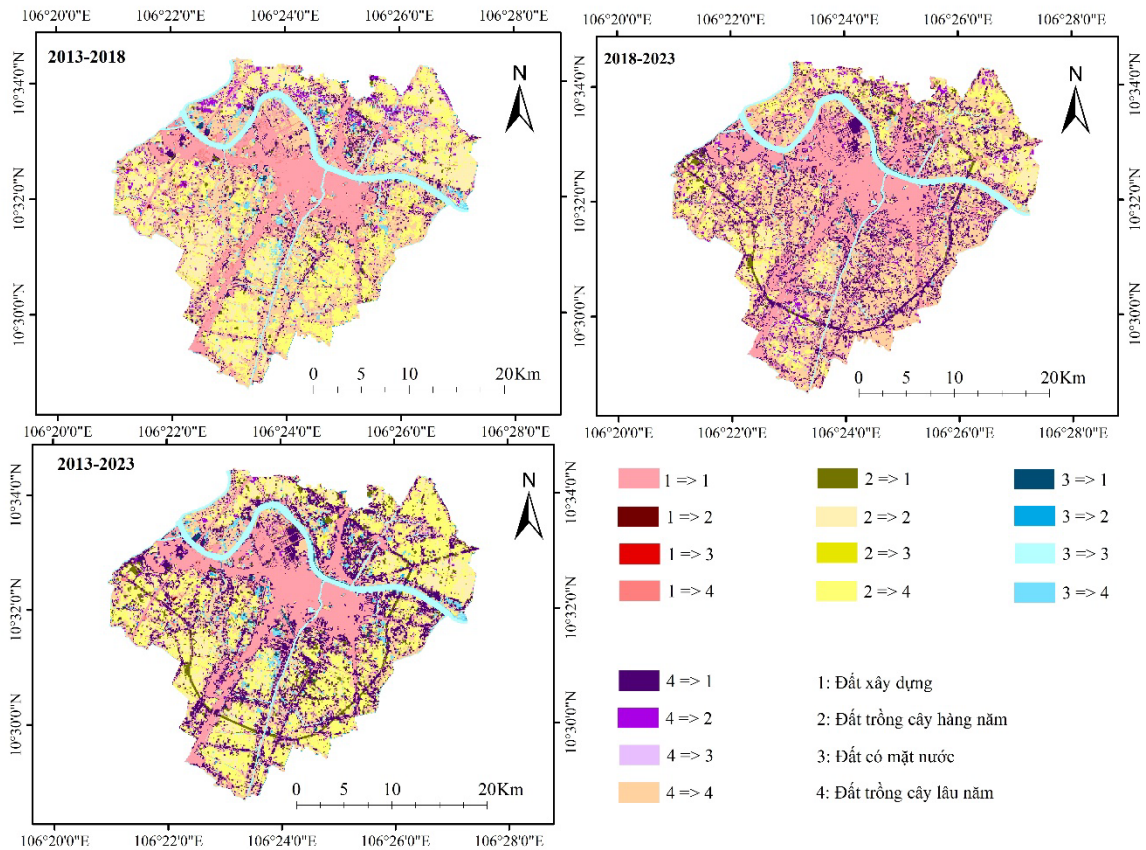
3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Phân tích biến động sử dụng đất

Vì thành phố Tân An có lợi thế nằm gần với đô thị lớn nhất cả nước, thành phố Hồ Chí Minh nên đã có sự phát triển kinh tế rõ nét kèm theo những thay đổi lớn trong sử dụng đất. Trong giai đoạn nghiên cứu, đất xây dựng không ngừng mở rộng lấn vào đất nông nghiệp do quá trình đô thị hóa. Có thể thấy đất xây dựng phân bố tập trung ở khu vực phía Nam sông Vàm Cỏ Tây và dọc đường trục giao thông xuyên tâm như Quốc lộ 1A, tuyến tránh Quốc lộ 1A, Quốc lộ 62. Trong giai đoạn từ năm 2013 đến năm 2023, diện tích đất xây dựng tăng từ 20,53% lên 42,04% diện tích tự nhiên (tương đương 1.758,33 ha), đặc biệt tăng mạnh trong giai đoạn 2018 – 2023 với 1.270,89 ha, gấp 3 lần giai đoạn 2013 – 2018. Đất xây dựng tăng trưởng mở rộng chính từ các khu dân cư hiện hữu vùng trung tâm, cả 2 phía Bắc và Nam sông Vàm Cỏ Tây và một tỷ lệ ít hơn dọc theo các tuyến giao thông hiện hữu. Diện tích đất cây hàng năm trong 10 năm giảm từ 32,17% còn 8,73% diện tích tự nhiên (tương đương 1.915,65 ha), trong đó giảm mạnh trong giai đoạn 2013 – 2018 với 1.347,12 ha do chuyển sang đất cây lâu năm. Diện tích đất trồng cây lâu năm tăng từ 38,19 % lên 43,96% diện tích tự nhiên trong toàn giai đoạn 10 năm nhưng lại có sự biến động ngược nhau trong từng thời kỳ 5 năm. Diện tích đất cây lâu năm tăng 1.109,25 ha trong giai đoạn 2013 – 2018 nhưng lại giảm 637,65 ha trong giai đoạn 2018 – 2023 do chuyển sang đất xây dựng. Diện tích đất mặt nước giảm 314,28 ha trong toàn giai đoạn nghiên cứu. Biến động sử dụng đất về không gian và quy mô diện tích thành phố Tân An được thể hiện tại Hình 3 và Bảng 3.

Bảng 3. Biến động sử dụng đất qua các năm ở thành phố Tân An

Loại đất	Năm 2013		Năm 2018		Năm 2023		2013-2018 Δ (ha)	2018-2023 Δ (ha)	2013-2023 Δ (ha)
	Ha	%	Ha	%	Ha	%			
Đất xây dựng	1.677,96	20,53	2.165,40	26,49	3.436,29	42,04	487,44	1.270,89	1.758,33
Cây hàng năm	2.629,26	32,17	1.282,14	15,69	713,61	8,73	-1.347,12	-568,53	-1.915,65
Cây lâu năm	3.121,20	38,19	4.230,45	51,76	3.592,80	43,96	1.109,25	-637,65	471,60
Đất mặt nước	745,11	9,11	495,54	6,06	430,83	5,27	-249,57	-64,71	-314,28
Tổng cộng	8.173,53	100,00	8.173,53	100,00	8.173,53	100,00	-	-	-



Hình 3. Biến động không gian sử dụng đất ở các giai đoạn

3.2. Đánh giá mô hình

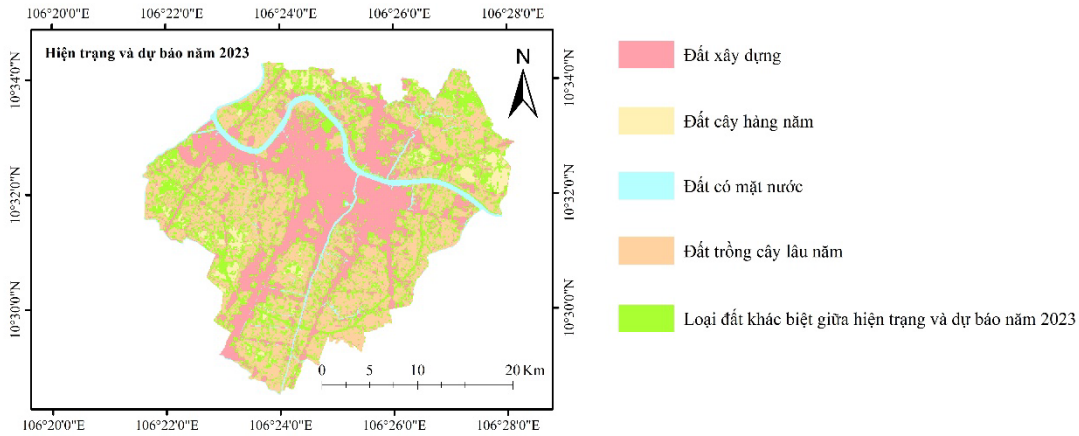
Mô hình CA-Markov được sử dụng để dự báo thay đổi sử dụng đất tại thành phố Tân An. Trước khi mô hình được ứng dụng cần phải tiến hành đánh giá độ chính xác bằng cách so sánh bản đồ mô phỏng sử dụng đất năm 2023, được tạo ra dựa trên dữ liệu sử dụng đất năm 2013 và 2018, với bản đồ hiện trạng sử dụng đất năm 2023 để đánh giá mức độ phù hợp về không gian. Sai khác về không gian của kết quả mô phỏng năm rải rác khắp địa bàn, chủ yếu thuộc về loại đất cây hàng năm và lâu năm (Hình 4). Kết quả mô phỏng được đánh giá độ chính xác bằng cách so sánh mức độ phù hợp pixel với pixel giữa bản đồ mô phỏng sử dụng đất và bản đồ hiện trạng sử dụng đất dựa trên chỉ số Kappa. Thành phần chỉ số Kappa bao gồm: (1) K_{no} cho biết phù hợp tổng thể của bản đồ mô phỏng và bản đồ tham chiếu; (2) $K_{location}$ được sử dụng để tính toán độ chính xác về không gian tổng thể, do so sánh mỗi loại đất giữa bản đồ mô phỏng và bản đồ tham chiếu; (3) $K_{standard}$ cho biết tỷ lệ phân bố ngẫu nhiên không chính xác so với các vị trí đúng; (4) $K_{locationStrata}$ là một phép định lượng về

độ chính xác không gian trong các lớp được xác định trước và nó cho biết các ô lưới nằm trong lớp tốt như thế nào (Leta et al., 2021). Giá trị chỉ số Kappa nằm trong khoảng từ 0 đến 1 (0% và 100%), giá trị càng gần 100% thì độ chính xác của kết quả mô phỏng càng cao.

Kết quả chỉ số Kappa của nghiên cứu được thể hiện tại Bảng 4. Tất cả các chỉ số đều có giá trị lớn hơn 0,7 thể hiện mức độ thích hợp khá của mô hình (Landis & Koch, 1977) và mô hình đáp ứng yêu cầu cho dự báo sử dụng đất các thời điểm trong tương lai năm 2028 và 2033.

Bảng 4. Chỉ số Kappa bản đồ mô phỏng sử dụng đất năm 2023

Chỉ số Kappa	Giá trị
K_{no}	0,7813
$K_{location}$	0,7820
$K_{locationStrata}$	0,7820
$K_{standard}$	0,7486



Hình 4. Bản đồ so sánh kết quả mô phỏng và hiện trạng năm 2023

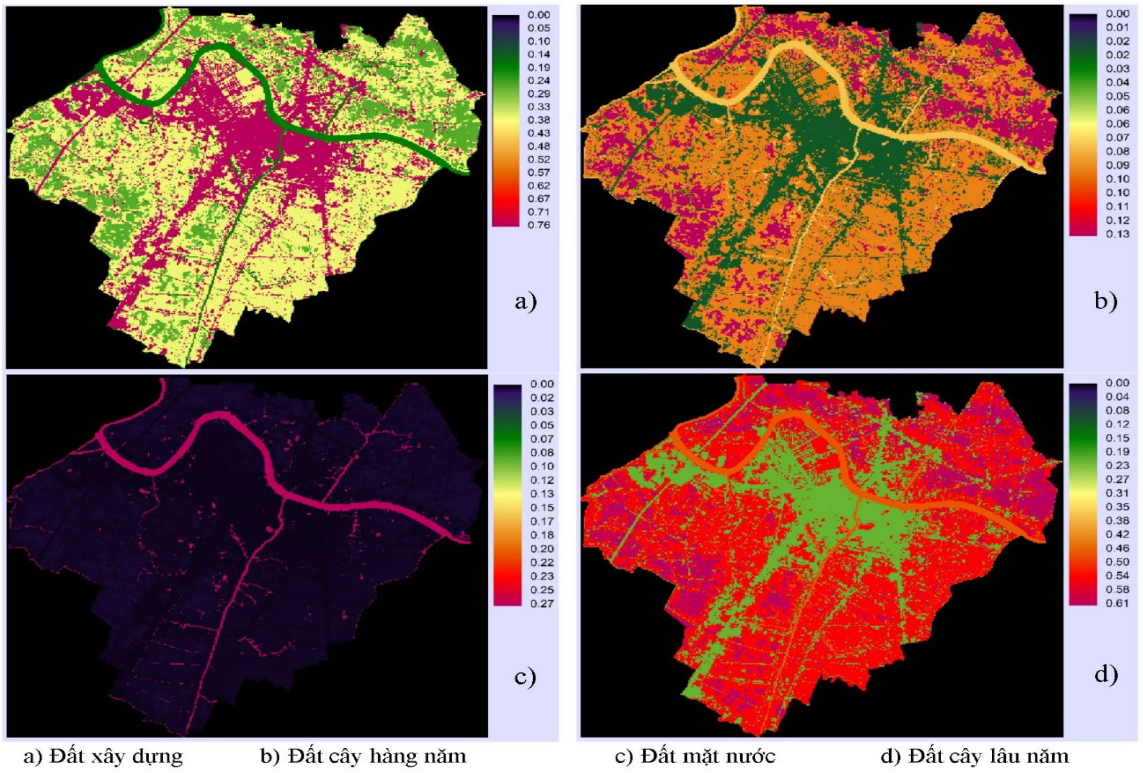
3.3. Dự báo thay đổi sử dụng đất

Sau khi được đánh giá có độ chính xác phù hợp, mô hình CA-Markov tiếp tục được sử dụng để dự báo thay đổi sử dụng đất tại thành phố Tân An cho các giai đoạn 5 năm tiếp theo, tương ứng với năm 2028, 2033. Trong phần mềm IDRISI Selva, phân tích CA được thực hiện bởi mô-đun CA-Markov, sử dụng dữ liệu đầu ra từ mô-đun Markov, tức là ma trận xác suất chuyển đổi và một tập hợp các bản đồ xác suất chuyển tiếp (xác suất của từng pixel, đại diện cho từng loại đất, chuyển sang pixel khác, đại diện cho loại đất khác). Ma trận xác suất chuyển đổi được tạo ra bằng cách sử dụng bảng chéo của hai bản đồ cơ sở ở hai thời điểm khác nhau và nó xác định xác suất số lượng pixel chuyển đổi qua lại, tương ứng diện tích thay đổi giữa các loại đất trong khoảng thời gian đó. Mô-đun CA-Markov áp dụng bộ lọc liên kề có kích thước các ô 5×5 để tính các

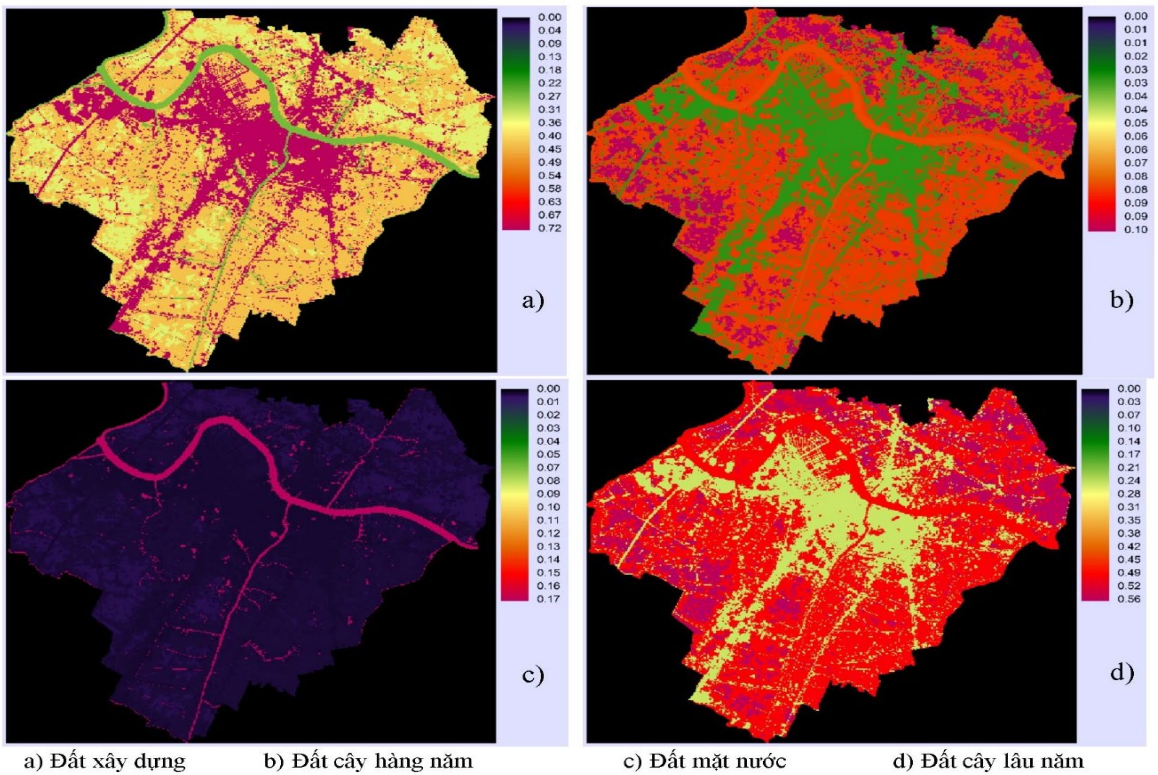
pixel lân cận để dự đoán thay đổi sử dụng đất từ khoảng thời gian thứ hai đến khoảng thời gian sau đó. Trong nghiên cứu này, bản đồ hiện trạng sử dụng đất các năm 2013 và 2018 được sử dụng như các hình ảnh cơ sở. Phân tích chuỗi Markov cho biết xác suất mỗi loại đất sẽ thay đổi sang các loại khác về diện tích (Bảng 5) và các bản đồ xác suất có điều kiện cho thấy khả năng chuyển sang loại đất khác về không gian (Hình 5, Hình 6) trong các năm 2028 và 2033. Bảng 5 cho thấy trong năm 2028, các loại đất cây hàng năm, cây lâu năm, đất mặt nước chuyển sang đất xây dựng với xác suất lần lượt là 0,16, 0,45 và 0,15. Trong khi đó, vào năm 2038, các xác suất chuyển đổi này lần lượt là 0,21, 0,49 và 0,18. Như vậy có thể thấy đất xây dựng được dự báo tăng trưởng lấy chủ yếu vào loại đất cây lâu năm. Ma trận xác suất chuyển đổi, bản đồ xác suất có điều kiện và bộ lọc tiếp giáp 5×5 CA được sử dụng để dự đoán sử dụng đất các năm 2028 và 2033 (Hình 7).

Bảng 5. Ma trận xác suất chuyển đổi năm 2028 và 2033

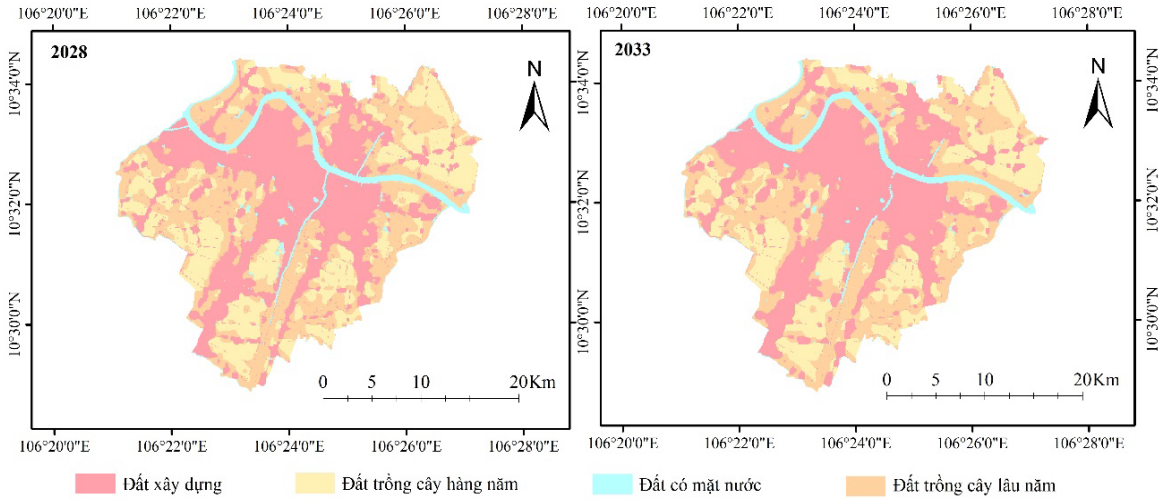
	Loại đất	Đất xây dựng	Cây hàng năm	Đất mặt nước	Cây lâu năm
Giá trị xác suất của năm 2028	Đất xây dựng	0,962884	0,001663	0,002306	0,033147
	Cây hàng năm	0,163339	0,202787	0,001062	0,632812
	Đất mặt nước	0,146032	0,011354	0,541370	0,301244
	Cây lâu năm	0,445419	0,020280	0,005741	0,528560
Giá trị xác suất của năm 2033	Đất xây dựng	0,955106	0,001931	0,002360	0,040603
	Cây hàng năm	0,213770	0,185936	0,001061	0,599233
	Đất mặt nước	0,175867	0,009301	0,537505	0,277328
	Cây lâu năm	0,485751	0,018171	0,005740	0,490337



Hình 5. Bản đồ xác suất có điều kiện năm



Hình 6. Bản đồ xác suất có điều kiện năm 2033



Hình 7. Bản đồ dự báo sử dụng đất thành phố Tân An năm 2028 và 2033

Cơ cấu dự báo sử dụng đất tại thành phố Tân An vào năm 2028 và 2033 được thể hiện tại Bảng 6. Kết quả mô hình dự báo vào năm 2033, so với thực tế năm 2023, cho thấy đất xây dựng tiếp tục tăng thêm 375,56 ha lên 3.811,85 ha (chiếm 46,64% diện tích tự nhiên), trong đó tăng nhiều trong giai đoạn 2028-2023. Đất xây dựng về không gian tiếp tục được dự báo sẽ mở rộng từ các khu dân cư trung tâm hiện hữu cả 2 phía sông Vàm Cỏ Tây và dọc theo các tuyến giao thông hiện hữu. Những mảng nhỏ đất xây dựng nằm xen kẽ giữa đất nông nghiệp cũng được mô hình dự báo xuất hiện. Dự báo mở rộng đô thị thành phố Tân An đến năm 2033 được thể hiện tại Hình 8. Ngoài ra, đất trồng cây hàng năm và lâu năm tiếp tục dự báo giảm lần lượt 157,85 ha và 212,05 ha vào năm 2033 so với năm 2023 với diện tích tương ứng 555,76 ha (chiếm 6,80% diện tích tự nhiên) và 3.380,75 ha (chiếm 41,36% diện tích tự

nhiên). Trong đó, đất cây hàng năm giảm mạnh trong giai đoạn 2023-2028, còn đất cây lâu năm giảm hoàn toàn trong giai đoạn 2028-2033. Đất mặt nước được dự báo giảm 5,66 ha vào năm 2033 so với năm 2023 và có diện tích 425,17 ha (chiếm 5,20% diện tích tự nhiên). Kết quả nghiên cứu mở rộng đô thị chiếm các loại đất khác, đặc biệt là đất nông nghiệp, tại các quốc gia đang phát triển cũng trùng khớp với nhiều nghiên cứu khác (Baqa et al., 2021; Khwarahm et al., 2021), đặc biệt trong điều kiện thành phố Tân An được quy hoạch là đô thị vệ tinh của Thành phố Hồ Chí Minh; là trung tâm thương mại, dịch vụ, công nghiệp công nghệ cao, hiện đại phía Đông Bắc của vùng Đồng bằng sông Cửu Long. Tuy nhiên, việc phát triển mở rộng đô thị một cách nhanh chóng chiếm vào đất nông nghiệp có thể gây nguy hiểm cho hệ sinh thái, sức khỏe con người và an ninh lương thực (Khanal et al., 2019).

Bảng 6. Dự báo sử dụng đất thành phố Tân An

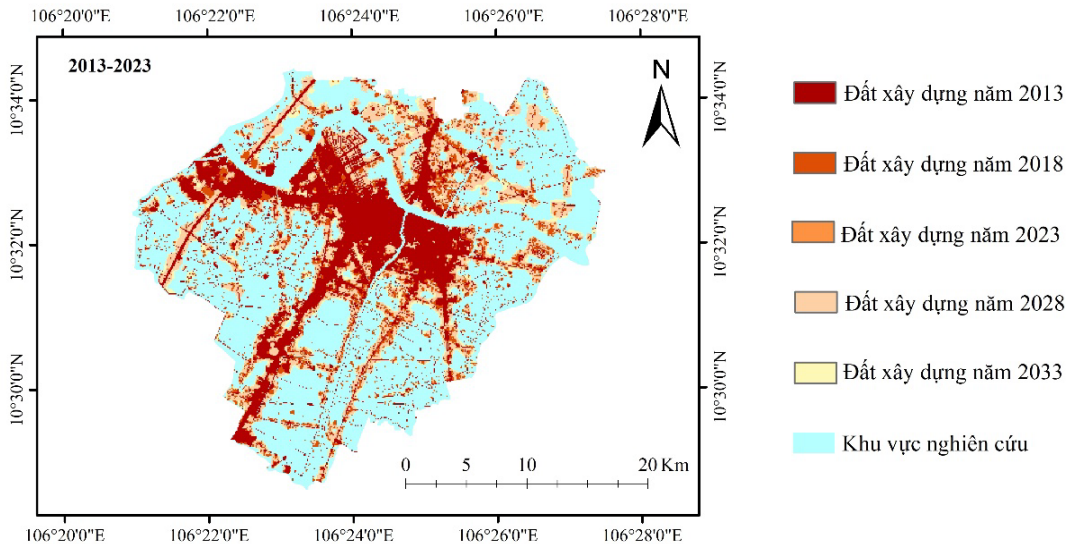
Loại đất	Hiện trạng 2023		Dự báo 2028		Dự báo 2033		2023-2028 Δ (ha)	2023-2033 Δ (ha)
	Ha	%	Ha	%	Ha	%		
Đất xây dựng	3.436,29	42,04	3.544,19	43,36	3.811,85	46,64	107,90	375,56
Cây hàng năm	713,61	8,73	607,73	7,44	555,76	6,80	-105,88	-157,85
Cây lâu năm	3.592,80	43,96	3.593,65	43,97	3.380,75	41,36	0,85	-212,05
Đất mặt nước	430,83	5,27	427,96	5,24	425,17	5,20	-2,87	-5,66
Tổng cộng	8.173,53	100,00	8.173,53	100,00	8.173,53	100,00	-	-

Cả mô hình chuỗi Markov và CA riêng lẻ đều có những ưu điểm lớn trong nghiên cứu về sự thay đổi sử dụng đất và những nhược điểm tương ứng. Mô hình Markov mặc dù đã được sử dụng rộng rãi, nhưng với mô hình Markov truyền thống rất khó dự đoán về mặt không gian của những thay đổi sử dụng đất. Mô hình CA với khả năng tính toán không gian

mạnh mẽ có thể được sử dụng để mô phỏng sự biến đổi không gian của hệ thống một cách hiệu quả. Do đó, mô hình tích hợp CA-Markov là một cách tiếp cận mạnh mẽ trong mô hình hóa động không gian và thời gian về những thay đổi trong sử dụng đất nói chung và phát triển đô thị nói riêng. Tuy nhiên, mô hình CA-Markov mang những hạn chế nhất định. Một trong những hạn chế chính của mô hình CA-

Markov là các yếu tố thúc đẩy sự thay đổi trong việc sử dụng đất trong quá khứ được cho là không thay đổi trong tương lai và điều này không xảy ra trong thế giới thực nên sẽ dẫn đến sai sót trong quá trình mô phỏng (Yagoub et al., 2014). Đồng thời, mô hình CA phân tích thay đổi không gian mang nặng tính liên kết giữa các pixel, chưa phân tích khám phá được các mối quan hệ giữa thay đổi sử dụng đất và các yếu tố thúc đẩy một cách định lượng, bao gồm các yếu tố thúc đẩy một cách định lượng, bao gồm các yếu tố con người và chính sách chính phủ

(Kamusoko et al., 2009). Việc tích hợp hồi quy, như hồi quy logistic với mô hình CA-Markov đã được đề xuất nghiên cứu có thể khắc phục những nhược điểm trên (Arsanjani et al., 2013). Có thể nói rằng, không một phương pháp nghiên cứu nào có thể làm sáng tỏ toàn bộ các quá trình ảnh hưởng đến việc sử dụng đất cho nên cần phải có sự tổng hợp các kết quả từ nhiều phương pháp khác nhau để có được một cái nhìn toàn diện hơn.



Hình 8. Dự báo mở rộng đô thị thành phố Tân An đến năm 2033

4. KẾT LUẬN

Thành phố Tân An được quy hoạch trở thành một đô thị vệ tinh hiện đại của thành phố Hồ Chí Minh nên quá trình đô thị hóa sẽ diễn ra mạnh mẽ. Trong nghiên cứu này, phương pháp tiếp cận kết hợp giữa hình ảnh viễn thám vệ tinh, GIS và mô hình dự báo CA-Markov đã được sử dụng để khám phá động lực học theo không gian và thời gian của phát triển đô thị thông qua phân tích thay đổi sử dụng đất ở thành phố Tân An. Mô hình dự đoán không chỉ cung cấp mô tả cho những thay đổi về mặt định lượng và không gian trong quá khứ mà còn cung cấp xu hướng và mức độ thay đổi trong tương lai. Kết quả

dự đoán cho năm 2033 so với năm 2023 cho thấy diện tích xây dựng tăng thêm 375,56 ha lên 3.811,85 ha. Trong khi đó, đất trồng cây hàng năm, lâu năm và đất mặt nước dự báo giảm lần lượt 157,85 ha, 212,05 ha và 5,66 vào năm 2033 so với năm 2023. Kết quả dự báo mở rộng đô thị trong tương lai có thể được sử dụng làm căn cứ cho việc ra quyết định, lập kế hoạch sử dụng đất cũng như quản lý bền vững môi trường tự nhiên, an ninh lương thực tại thành phố Tân An. Tuy nhiên, để đạt được kết quả dự báo tốt hơn thì chất lượng hình ảnh viễn thám cần được tăng cường cũng như các mô hình dự đoán mới cần được phát triển bằng cách kết hợp nhiều biến số vật lý và kinh tế xã hội.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Al-Darwish, Y., Ayad, H., Taha, D., & Saadallah, D. (2018). Predicting the future urban growth and it's impacts on the surrounding environment using urban simulation models: Case study of Ibb city–Yemen. *Alexandria Engineering Journal*, 57(4), 2887–2895. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2017.10.009>

Alsharif, A. A., & Pradhan, B. (2014). Urban sprawl analysis of Tripoli Metropolitan city (Libya) using remote sensing data and multivariate logistic regression model. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42, 149–163. <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0299-7>

Amato, F., Pontrandolfi, P., & Murgante, B. (2014). Using spatiotemporal analysis in urban sprawl assessment and prediction. *In Computational Science and Its Applications–ICCSA 2014: 14th International Conference, Guimarães, Portugal*,

- June 30–July 3, 2014, Proceedings, Part II 14 (pp. 758–773). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-09129-7_55
- Arsanjani, J. J., Helbich, M., Kainz, W., & Boloorani, A. D. (2013). Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, 265–275. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.014>
- Baqa, M. F., Chen, F., Lu L., Qureshi, S., Tariq, A., Wang, S., Jing, L., Hamza, S., & Li, Q. (2021). Monitoring and modeling the patterns and trends of urban growth using urban sprawl matrix and CA-Markov model: A case study of Karachi, Pakistan. *Land*, 10(7), 700. <https://doi.org/10.3390/land10070700>
- Han, H., Yang, C., & Song, J. (2015). Scenario simulation and the prediction of land use and land cover change in Beijing, China. *Sustainability*, 7(4), 4260–4279. <https://doi.org/10.3390/su7044260>
- Hyandye, C., & Martz, L. W. (2017). A Markovian and cellular automata land-use change predictive model of the Usangu Catchment. *International Journal of Remote Sensing*, 38(1), 64–81. <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1259675>
- Kamusoko, C., Aniya, M., Adi, B., & Manjoro, M. (2009). Rural sustainability under threat in Zimbabwe—simulation of future land use/cover changes in the Bindura district based on the Markov-cellular automata model. *Applied Geography*, 29(3), 435–447. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2008.10.002>
- Khanal, N., Uddin, K., Matin, M. A., & Tenneson, K. (2019). Automatic detection of spatiotemporal urban expansion patterns by fusing OSM and landsat data in Kathmandu. *Remote Sensing*, 11(19), 2296. <https://doi.org/10.3390/rs11192296>
- Khwarahm, N. R., Qader, S., Ararat, K., & Fadhil Al-Quraishi, A. M. (2021). Predicting and mapping land cover/land use changes in Erbil/Iraq using CA-Markov synergy model. *Earth Science Informatics*, 14(1), 393–406. <https://doi.org/10.1007/s12145-020-00541-x>
- Lambin, E. F. (1997). Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography*, 21(3), 375–393. <https://doi.org/10.1177/030913339702100303>
- Landis, J. R. & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Leta, M. K., Demissie, T. A., & Tränckner, J. (2021). Modeling and prediction of land use land cover change dynamics based on land change modeler (LCM) in nashe watershed, upper blue Nile basin, Ethiopia. *Sustainability*, 13(7), 3740. <https://doi.org/10.3390/su13073740>
- Maithani, S. (2010). Cellular automata based model of urban spatial growth. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 38, 604–610. <https://doi.org/10.1007/s12524-010-0053-3>
- Martellozzo, F., Amato, F., Murgante, B., & Clarke, K. C. (2018). Modeling the impact of urban growth on agriculture and natural land in Italy to 2030. *Applied Geography*, 91, 156–167. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.12.004>
- Park, S., Jeon, S., Kim, S., & Choi, C. (2011). Prediction and comparison of urban growth by land suitability index mapping using GIS and RS in South Korea. *Landscape and Urban Planning*, 99(2), 104–114. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.09.001>
- Pijanowski, B. C., Brown, D. G., Shellito, B. A., & Manik, G. A. (2002). Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land transformation model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 26(6), 553–575. [https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(01\)00015-1](https://doi.org/10.1016/S0198-9715(01)00015-1)
- Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Haack, B. N., Rijal, S., & Zhang, P. (2018). Land use/land cover dynamics and modeling of urban land expansion by the integration of cellular automata and markov chain. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4), 154. <https://doi.org/10.3390/ijgi7040154>
- Rosenfield, G. H., & Fitzpatrick-Lins, K. (1986). A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(2), 223–227.
- Ủy ban nhân dân thành phố Tân An. (2023). Điều kiện tự nhiên, ngày truy cập 13/10/2023. Địa chỉ <https://tanan.longan.gov.vn/>.
- Van Oort, P. A. J. (2007). Interpreting the change detection error matrix. *Remote Sensing of Environment*, 108(1), 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.10.012>
- Wang, S. W., Munkhnasan, L., & Lee, W. K. (2021). Land use and land cover change detection and prediction in Bhutan's high altitude city of Thimphu, using cellular automata and Markov chain. *Environmental Challenges*, 2, 100017. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2020.100017>
- Yagoub, M. M., & Al Bizreh, A. A. (2014). Prediction of land cover change using Markov and cellular automata models: case of Al-Ain, UAE, 1992-2030. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42, 665–671. <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0353-5>