

ORIGINAL ARTICLE**Analysis and Prediction of Land Cover/Use Changes in Mosul City Using an integrated Approach of Object-Oriented Processing and CA-Markov Model****Ebrahim Sami^{1*}, Omid Mobaraki², Mostafa Valid Zeidan³**

1. Assistant Professor,
Department of Geography and
Urban Planning, Maragheh
University, Maragheh, Iran.

2. Associate Professor,
Department of Geography and
Urban Planning, Maragheh
University, Maragheh, Iran.

3. Msc Student, Department of
Geography and Urban Planning,
Maragheh University, Maragheh,
Iran.

***Correspondence**

Ebrahim Sami

E-mail: Sami@maragheh.ac.ir

Receive Date: 12/Aug/2025

Revise Date: 04/Feb/2026

Accept Date: 22/Feb/2026

How to cite

Sami, E., Mobaraki, O., &
Validzidan, M. (2026). Analysis
and Prediction of Land
Cover/Use Changes in Mosul
City Using an Integrated
Approach of Object-Oriented
Processing and CA-Markov
Model. *Urban Ecology
Researches*, 17(2), 1-24.

EXTENDED A B S T R A C T**Introduction**

Land use/land cover change is a complex process influenced by natural, economic, social, and political factors. In post-conflict regions, such changes can accelerate abnormally and generate unsustainable spatial patterns. Mosul, in northern Iraq, has experienced profound land use transformations due to rapid population growth, economic fluctuations, and most importantly, the consequences of socio-political crises and armed conflict. These changes threaten natural resources, food security, and residents' quality of life. Despite significant advances in remote sensing and GIS for land use assessment, the existing literature has rarely addressed land use changes in post-conflict cities through an integrated approach combining technical modeling precision with explicit environmental harmfulness analysis. This study fills that gap by analyzing and predicting land use/cover changes in Mosul using a hybrid approach combining object-based image analysis with a support vector machine (OBIA-SVM) and a CA-Markov model. The main research question asks whether land use changes in Mosul between 2000 and 2024 followed an unsustainable pattern and whether this trend will continue until 2050. The testable hypothesis is that land use changes in Mosul have shifted towards greater environmental harmfulness. The main innovation lies in integrating OBIA-SVM and CA-Markov with harmfulness analysis, focusing on the environmental and social consequences of changes in a post-conflict city.

Methodology

The methodology was implemented in four main steps. First, Landsat 5, 8, and 9 images were obtained for 2000, 2008, 2016, and 2024 at eight-year intervals. All images were Level-2 Surface Reflectance products having undergone standard atmospheric correction. Preprocessing included band stacking, study area subsetting, and contrast enhancement in ENVI 5.3. Second, object-based classification using a support vector machine (OBIA-SVM) was performed in eCognition Developer 9.01. Multi-resolution segmentation used optimized parameters: for 2000 and 2008 images, scale 65, shape 0.5, and compactness 0.5; for 2016 and 2024 images, scale 180, shape 0.7, and compactness 0.3. Spectral, textural (GLCM), geometric features, and indices including NDVI, NDBI, NDWI, SAVI, BLFEI, and BSI were extracted. Classification used an

SVM with a Radial Basis Function kernel. Third, the CA-Markov model in TerrSet simulated future changes. Land use maps for 2000 and 2024 served as primary inputs. A transition probability matrix between six classes (active cropland, barren land, built-up, fallow agricultural land, green space, and water bodies) was calculated from observed changes over 24 years. For validation, the 2000-2008 matrix predicted the 2016 map, which was compared to the actual 2016 map. Using the 2000-2024 matrix and a cellular automaton with a 5×5 filter and 26 iterations, the 2050 land use map was predicted. Fourth, a harmfulness analysis calculated environmentally destructive transitions in GIS. Classification accuracy was assessed using overall accuracy and Kappa coefficient.

Findings

The OBIA-SVM classification achieved high accuracy, with an overall accuracy of 94% and a Kappa coefficient of 0.912, attributable to the integration of spectral, textural, and shape information. Mosul experienced severe and largely unsustainable land use changes between 2000 and 2024. Built-up areas increased from 132.38 km² in 2000 to 234.14 km² in 2024, an increase of approximately 77%. This unbalanced growth exceeds conventional urbanization trends and has been directly influenced by intensive, short-term post-crisis reconstruction programs. Active cropland decreased from 33.65 km² to 25.70 km², a reduction of about 24%. Barren land decreased by approximately 47%, from 165.92 km² to 87.81 km², indicating direct and widespread conversion of these lands to urban development during reconstruction and reflecting weak regulatory mechanisms. Water bodies decreased from 8.95 km² to 5.32 km², and green space decreased from 8.77 km² to 6.15 km². Validation of the CA-Markov model for 2016 showed an overall accuracy of 86.51% and a Kappa coefficient of 0.81, indicating satisfactory capability to simulate spatial changes. The prediction for 2050 suggests that if current trends continue, built-up areas will reach 235.03 km², while active cropland will decline to 25.71 km², water bodies to 8.58 km², and green space to 23.42 km². The harmfulness analysis reveals that approximately 24.29% of the city's area (107.16 km²) falls into the "very high harmfulness" category, primarily associated with the conversion of barren land (16.038%) and fallow agricultural land (4.862%) to built-up areas. About 62.97% of the city exhibits very low harmfulness, and 6.8% shows medium harmfulness, which could become new degradation hotspots.

Discussion and Conclusion

The results clearly demonstrate that land use changes in Mosul between 2000 and 2024 followed a deeply unsustainable and harmful pattern, and the predictive model indicates the continuation of this trend until 2050. The research hypothesis is confirmed. The rapid expansion of built-up areas at the expense of agricultural land, barren land, water bodies, and green space reflects the dominance of the "urgency of physical reconstruction" in the post-conflict period over any logic of sustainable planning. While this finding aligns with previous studies in arid regions, the intensity and spatial concentration of degradation in Mosul are considerably more pronounced due to its specific post-conflict conditions. The direct conversion of barren and agricultural land to urban areas indicates a severe failure of regulatory mechanisms during reconstruction. The 24% reduction in active cropland seriously threatens regional food security and increases dependence on food imports. Furthermore, the reduction in green space and water bodies contributes to urban heat island effects, diminished air quality, and increased environmental vulnerability, creating a vicious cycle of degradation. Although the CA-Markov model demonstrates acceptable capability in simulating long-term trends, its most important limitation is its inherently trend-based nature; it

cannot predict sudden socio-political shocks as discrete variables. The 2050 prediction primarily assumes the continuation of driving forces observed over the past two decades. To ensure sustainable development in Mosul, adopting integrated, evidence-based policies for water resource management, protecting remaining agricultural lands, restoring urban green spaces, and replacing unregulated reconstruction with participatory land governance is an unavoidable necessity. If these challenges are ignored, Mosul will face intensified environmental crises, resource scarcity, and a severe decline in quality of life. Future studies could combine such trend-based models with qualitative scenario-building and agent-based models to achieve a deeper understanding of the root causes of these changes. Without ecological balance, post-conflict reconstruction will only accelerate Mosul's environmental collapse.

KEYWORDS

Land Cover/Land Use, SVM Model, Mosul, Object-Based Processing, CA-Markov Model.



Copyright © 2026, by the author(s). Published by Payame Noor University, Tehran, Iran.

This is an open access article under the CC BY 4.0 license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

<https://grup.journals.pnu.ac.ir/>

«مقاله پژوهشی»

تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی در شهر موصل با استفاده از رویکرد تلفیقی پردازش شیء‌گرا و مدل CA-Markov

ابراهیم سامی^{۱*}، امید مبارکی^۲، مصطفی ولید زیدان^۳

چکیده

پژوهش حاضر به بررسی تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی در شهر موصل با استفاده از رویکرد تلفیقی پردازش شیء‌گرا و مدل CA-Markov پرداخته است. به همین منظور، تصاویر ماهواره‌ای لندست برای دوره‌های زمانی مختلف از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ با فاصله زمانی ۸ سال تهیه و پیش‌پردازش‌های لازم شامل ترکیب باندها و برش محدوده مورد مطالعه انجام گرفت. با استفاده از طبقه‌بندی مبتنی بر شیء با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (OBIA-SVM)، کلاس‌های پوشش/کاربری اراضی استخراج شد. نتایج نشان داد که مساحت مناطق ساخته شده از ۱۳۲/۳۸۰ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۲۳۴/۱۴۳ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ افزایش یافته است. این رشد نامتوازن تحت تأثیر عوامل اقتصادی، اجتماعی و برنامه‌های بازسازی پس از بحران‌ها قرار داشته است. همچنین، زمین‌های کشاورزی از ۳۳/۶۵۷ کیلومتر مربع به ۲۵/۷۰۹ کیلومتر مربع کاهش یافته که نشان‌دهنده بیش از ۵ درصد کاهش در اراضی کشاورزی است. اراضی بایر نیز با کاهش تقریباً ۱۷/۶۹ مواجه شده‌اند. در زمینه منابع آبی، مساحت اراضی آبی از ۸۹۵۱/۱ کیلومتر مربع به ۵/۳۱۶ کیلومتر مربع و فضای سبز از ۸/۷۶۷ کیلومتر مربع به ۶/۱۴۷ کیلومتر مربع کاهش یافته است. تحلیل زیانباری تغییرات نشان می‌دهد که ۲۴/۲۹٪ از مساحت شهر در طبقه‌بندی «زیانباری خیلی زیاد» قرار دارد که امنیت غذایی منطقه را به شدت تهدید می‌کند. به‌طور کلی، تحولات کاربری اراضی در موصل چالش‌های جدی در زمینه پایداری زیست‌محیطی و تعادل شهری ایجاد کرده است. برای تضمین توسعه پایدار، نیاز به مدیریت بهینه منابع آب، حفظ و گسترش فضای سبز و برنامه‌ریزی دقیق برای توسعه شهری احساس می‌شود.

واژه‌های کلیدی

پوشش/کاربری اراضی، مدل SVM، موصل، پردازش شیء‌گرا، مدل CA-Markov.

۱. استادیار، گروه جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران
۲. دانشیار، گروه جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران
۳. دانشجوی ارشد، گروه جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران.

*نویسنده مسئول: ابراهیم سامی

رایانامه: Sami@maragheh.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۲۱

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۳

استناد به این مقاله:

ابراهیم؛ سامی، امید؛ مبارکی و ولید زیدان، مصطفی (۱۴۰۵). تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی در شهر موصل با استفاده از رویکرد تلفیقی پردازش شیء‌گرا و مدل CA-Markov. فصلنامه علمی پژوهش‌های بوم‌شناسی شهری، ۱۷(۲)، ۱-۲۴.



مقدمه

تغییر کاربری زمین یک فرآیند پیچیده است که تحت تأثیر عوامل داخلی و خارجی، از جمله عوامل جغرافیایی طبیعی و اجتماعی-اقتصادی قرار دارد (Memarzadeh Kiani & Daneshvar Fatah, 2024; Qi et al., 2024). به‌ویژه در مناطق بحران‌زده، این تغییرات می‌تواند شتاب گرفته و الگوهای ناپایداری را ایجاد کند. لذا نظارت و ارزیابی این تغییرات که نمای جامعی از وضعیت زمین ارائه داده، پتانسیل تولید را می‌سجد (Tran & Ngo, 2020) و مبنایی برای برنامه‌ریزی محلی فراهم می‌کند (Qasim et al., 2011)، برای مدیریت مؤثر زمین ضروری است (Wang et al., 2024).

شهر موصل، در سال‌های اخیر با چالش‌های جدی در زمینه تغییرات پوشش و کاربری اراضی مواجه شده است. این تغییرات ناشی از عوامل متعددی از جمله رشد سریع جمعیت، توسعه شهری، نوسانات اقتصادی و اثرات ناشی از بحران‌های اجتماعی و سیاسی است. پس از بحران‌های اخیر، شهر موصل با تغییرات قابل توجهی در ساختار کاربری اراضی خود روبه‌رو شده که این امر می‌تواند تأثیرات عمیقی بر محیط زیست، منابع طبیعی و کیفیت زندگی ساکنان داشته باشد. با توجه به پیچیدگی و عدم قطعیت در فرآیندهای تغییر کاربری زمین، نیاز به یک رویکرد تحلیلی جامع و دقیق برای ارزیابی و پیش‌بینی این تغییرات بیش از پیش احساس می‌شود.

استفاده از روش‌های سنتی ممکن است قادر به درک کامل این تغییرات و پیش‌بینی روندهای آینده نباشد؛ بنابراین یک رویکرد نوین و ترکیبی که شامل طبقه‌بندی مبتنی بر شیء با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (OBIA-SVM) و مدل CA-Markov باشد، می‌تواند به‌عنوان ابزاری مؤثر برای تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش و کاربری اراضی در موصل عمل کند. این پژوهش با طرح سؤال اصلی زیر به این خلاء می‌پردازد: «آیا تغییرات کاربری اراضی در موصل طی دوره ۲۰۲۴-۲۰۵۰ الگوی ناپایداری داشته و این روند تا ۲۰۵۰ ادامه خواهد یافت؟». جهت پاسخگویی نظام‌مند به این سؤال، پژوهش حاضر بر فرضیه قابل آزمون زیر استوار گردید: تغییرات کاربری اراضی شهر موصل در بازه زمانی موردنظر به سمت زیانباری‌های بیش‌تر سوق پیدا کرده است.

پژوهش جاری به تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی در شهر موصل با استفاده از رویکرد تلفیقی پردازش شیء‌گرا و مدل CA-Markov می‌پردازد و با چارچوب نظری توسعه پایدار شهری و تاب‌آوری محیطی، در پی ارزیابی زیانباری این تغییرات است. این پژوهش باهدف ارائه یک چارچوب تحلیلی جامع برای درک بهتر روندهای تغییرات کاربری اراضی در موصل و ارائه راهکارهایی برای مدیریت بهینه منابع طبیعی و توسعه پایدار شهری انجام شده است.

نوآوری اصلی این تحقیق در تلفیق روش OBIA-SVM و CA-Markov با تحلیل زیانباری، با تمرکز ویژه بر پیامدهای محیطی-اجتماعی تغییرات در یک شهر پس‌اجنگ است. با شناسایی و تحلیل دقیق این روندها، نتایج این پژوهش می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های مؤثر در زمینه برنامه‌ریزی شهری و حفاظت از محیط زیست کمک کند و به ایجاد یک آینده پایدار برای شهر موصل یاری رساند. در این پژوهش تغییرات پوشش/کاربری اراضی به‌عنوان برآیند برهم‌کنش نیروهای بازسازی پس‌اجنگ، ضعف نظام برنامه‌ریزی فضایی و فشارهای معیشتی-اقتصادی تفسیر می‌شود. این پژوهش با به کارگیری ترکیب OBIA-SVM، در پی دستیابی به دقت طبقه‌بندی بالا برای ایجاد داده‌های پایه قابل اعتماد برای مدل CA-Markov است.

مبانی نظری

چارچوب نظری

کاربری زمین تحت تأثیر نیازهای انسانی و فرآیندهای محیطی شکل می‌گیرد و شامل الگوها و فعالیت‌هایی است که برای بهره‌برداری، تغییر یا حفاظت از زمین به کار گرفته می‌شود (Lu & Li, 2025; Qi et al., 2024). در این تعریف تصمیمات سیاسی و شرایط بحرانی می‌توانند به‌عنوان یک نیروی محرکه قوی، الگوهای کاربری زمین را در کوتاه‌مدت دگرگون کنند. کاربری زمین و پوشش زمین علاوه بر بازتاب سیستم‌های زیست‌محیطی و فرصت‌ها و محدودیت‌های، اثرات مستقیم و قوی بر تغییرات آب‌وهوایی و زیست‌محیطی نیز دارند و باید در مدل‌های جدید سیستم‌های زمین لحاظ شوند (Wang et al., 2024).

تغییرات کاربری زمین، نتیجه تعاملات پیچیده بین شرایط بیوفیزیکی و اجتماعی-اقتصادی است که در مقیاس‌های زمانی و مکانی مختلف عمل می‌کنند (Tavakoli et al., 2024)؛ ایرانی و همکاران، ۱۴۰۳؛ رودگرمی، ۱۴۰۳؛ رضانی و صالحی، ۱۴۰۳). در این راستا چارچوب تحلیل سیستم‌های اجتماعی-اکولوژیک (SES) می‌تواند برای درک پیچیدگی تغییرات در مناطق بحران‌زده مفید باشد.

شکل‌گیری نظام کاربری زمین بازتاب عملکرد متقابل عوامل مختلف محیطی، اقتصادی، سیاسی و اجتماعی است (Mirsanjari et al., 2024). افزایش جمعیت و رشد شهرنشینی از مهم‌ترین عوامل تغییر کاربری زمین هستند که به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه موجب تغییرات وسیع در الگوی کاربری زمین شده‌اند (Memarzadeh Kiani & Daneshvar Fatah, 2024; Qi et al., 2024). با این حال، در شهرهایی مانند موصل، عوامل سیاسی ناگهانی (شوکها) مانند جنگ و بازسازی اجباری می‌توانند از عوامل اقتصادی-اجتماعی متعارف پیشی بگیرند. تغییر کاربری زمین پیامدهای زیست‌محیطی و اجتماعی-اقتصادی گسترده‌ای دارد (Duca et al., 2025; Abdelkarim, 2021; Khwarahm et al., 2021).

افزایش مناطق ساخته شده همراه است که می‌تواند پیامدهای زیست‌محیطی قابل توجهی برای منطقه به دنبال داشته باشد.

مشتاق مهر و همکاران (۱۴۰۲)، در پژوهشی با عنوان «بررسی و مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی شهر مهاباد با استفاده از مدل زنجیره مارکوف» تغییرات کاربری اراضی این منطقه را در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست و مدل مارکوف تحلیل کرده و روند آن را تا سال ۲۰۴۰ پیش‌بینی کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که اراضی ساخته شده در این منطقه روند افزایشی چشمگیری داشته و در مقابل، پهنه‌های آبی کاهش قابل توجهی یافته‌اند. همچنین پیش‌بینی‌ها بیانگر کاهش تدریجی اراضی زراعی، باغات و مراتع در سال‌های آینده است که ضرورت برنامه‌ریزی مناسب برای مدیریت کاربری اراضی و توسعه پایدار را نشان می‌دهد.

عقیفی و همکاران (۱۴۰۱)، در پژوهشی با عنوان «بررسی رویکرد زیست‌محیطی در مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی شهر بابک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، ارزیابی چندمعیاره و مدل زنجیره مارکوف (۱۹۹۷-۲۰۲۱)» با ترکیب تصاویر لندست، روش پردازش شیء‌گرا، ارزیابی چندمعیاره و مدل CA-Markov به تحلیل تغییرات کاربری اراضی پرداخته و روند آن را تا سال ۲۰۶۵ پیش‌بینی کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که استفاده از رویکردهای ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی را افزایش دهد و همچنین بر ضرورت حفاظت از اراضی سبز و توجه به ملاحظات زیست‌محیطی در برنامه‌ریزی توسعه شهری تأکید دارد.

الامر^۱ و همکاران (۲۰۲۵)، در پژوهشی با عنوان «محاسبه و پیش‌بینی پوشش گیاهی با استفاده از شاخص NDVI تحت شرایط تغییرات اقلیمی در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴: مطالعه موردی شهر کربلا» با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای لندست و شاخص NDVI به بررسی روند تغییرات پوشش گیاهی پرداختند. نتایج نشان داد که پوشش گیاهی در این منطقه تحت تأثیر افزایش بارندگی و اجرای طرح‌های کشاورزی در سال‌های اخیر رشد قابل توجهی داشته و پیش‌بینی‌ها نیز حاکی از ادامه این روند در آینده است.

لوکاس^۲ و همکاران (۲۰۲۵)، در پژوهشی با عنوان «ارزیابی پاسخ‌های هیدرولوژیکی به تغییرات کاربری اراضی و تغییرات اقلیمی در حوضه رودخانه اومو-گیب» به بررسی تأثیر همزمان تغییرات کاربری زمین و شرایط اقلیمی بر وضعیت منابع آب این حوضه پرداختند. در این مطالعه با استفاده از داده‌های تاریخی اقلیمی، اطلاعات کاربری اراضی و سناریوهای پیش‌بینی تغییرات LULC، روند تغییرات هیدرولوژیکی منطقه تحلیل شد. نتایج پژوهش نشان داد که در دهه‌های آینده احتمال کاهش قابل توجه بارندگی در این حوضه وجود دارد که می‌تواند

ارزیابی زیانباری این تغییرات، به‌ویژه در مناطق حساس، گامی فراتر از پایش صرف است و به درک سطح تخریب‌پذیری سیستم کمک می‌کند. در همین راستا پیش‌بینی تغییرات کاربری زمین ابزار مهمی برای مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی شهری است. مدل‌های پیش‌بینی مانند زنجیره مارکوف و اتوماتای سلولی به شبیه‌سازی و پیش‌بینی تغییرات LULC با استفاده از داده‌های تاریخی و تحلیل احتمالات انتقال کمک می‌کنند (Nguyen & Dao, 2019; Abdelkarim, 2025; Lu et al., 2025). به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، این مدل‌ها برای شناسایی الگوهای تغییرات و برنامه‌ریزی فضای سبز بسیار مؤثر هستند (عقیفی و خوشسوری، ۱۴۰۱؛ وثوقی راد و همکاران، ۱۴۰۳). یکی از روش‌های پیشرفته در تحلیل تغییرات کاربری زمین، ماشین بردار پشتیبان است. ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یک روش یادگیری ماشین، قابلیت بالایی در طبقه‌بندی داده‌های چندبعدی و تحلیل تغییرات کاربری زمین دارد (Wei et al., 2019; Goel & Mahajan, 2017). ترکیب SVM با تکنیک‌های تحلیل مبتنی بر شیء (OBIA) برای استخراج اطلاعات کاربری زمین از تصاویر با وضوح بالا، پتانسیل زیادی دارد (Succu et al., 2008; Ustuner et al., 2015; Petropoulos et al., 2012). این روش به دلیل توانایی مدیریت داده‌های محدود و ارائه نتایج دقیق، ابزار مهمی در تحلیل تغییرات پوشش زمین محسوب می‌شود (Karampour et al., 2024; Salas, 2014).

پیشینه پژوهش

درویشی و همکاران (۱۴۰۴)، در پژوهشی با عنوان «مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی با ترکیب شاخص‌های پوشش گیاهی و سناریوها بر پایه مدل زنجیره مارکوف در مناطق حفاظت‌شده پیرامون شهری» با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست، شاخص‌های پوشش گیاهی و مدل زنجیره مارکوف، تغییرات کاربری اراضی در منطقه حفاظت‌شده کجور را بررسی و وضعیت آن را تا سال ۱۴۲۶ پیش‌بینی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که در آینده احتمال بهبود نسبی پوشش گیاهی وجود دارد، اما در برخی نواحی نیز کاهش سطح جنگل‌ها پیش‌بینی می‌شود که بیانگر ضرورت مدیریت و پایش مستمر این مناطق است.

وثوقی‌راد و همکاران (۱۴۰۳)، در مطالعه‌ای با عنوان «پیش‌بینی تغییرات کاربری و پوشش اراضی با رویکرد اتوماتای سلولی-زنجیره مارکوف در غرب استان گیلان» با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای لندست، الگوریتم جنگل تصادفی و مدل CA-Markov، تغییرات کاربری اراضی را در بازه زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۲۳ بررسی و روند آن را تا سال ۲۰۴۳ پیش‌بینی کردند. نتایج پژوهش نشان داد که روند تغییرات کاربری اراضی در این منطقه با کاهش تدریجی پوشش‌های جنگلی و

1. Al-Ameri

2. Lukas

روش انجام پژوهش

در پژوهش جاری، جهت تحلیل و پیش‌بینی تغییرات پوشش/کاربری اراضی شهر موصل، رویکرد تلفیقی طبقه‌بندی مبتنی بر شیء با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (OBIA-SVM) و مدل CA-Markov بکار گرفته شد. در گام اول، تصاویر ماهواره‌ای لندست چندین دوره زمانی از تاریخ ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ با فاصله زمانی ۸ سال تهیه و پیش‌پردازش‌های لازم از جمله تلفیق باندهای تصاویر و برش محدوده مورد مطالعه و اعمال برخی فیلترها جهت افزایش کنتراست تصاویر در محیط نرم‌افزار ENVI5.3 اعمال شدند. تمامی تصاویر لندست مورد استفاده از نوع سطح دو-بازتاب طیفی سطح^۴ بوده‌اند که به صورت پیش‌فرض توسط ارائه‌دهنده داده‌ها تحت تصحیح اتمسفری فیزیکی قرار گرفته‌اند. از این‌رو، نیازی به اعمال مجدد روش‌هایی نظیر FLAASH یا DOS نبوده است. در مرحله بعد، با استفاده از روش پردازش شیء‌گرا، کلاس‌های پوشش/کاربری اراضی استخراج شدند. در این فرآیند، طبقه‌بندی در محیط eCognition و در چارچوب پردازش شیء مینا انجام شد که به‌طور ضمنی مبتنی بر مفهوم درجه تعلق اشیاء به کلاس‌ها است. تصمیم‌گیری نهایی با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و بر اساس ویژگی‌های طیفی، بافتی و شکلی اشیاء صورت گرفت. پس از پردازش تصاویر در محیط نرم‌افزار eCognition Developer 9.01، نتایج به صورت شیب فایل جهت انجام کارتوگرافی مناسب و محاسبه زیانباری تغییرات کاربری اراضی در محیط GIS و ادامه روند پردازش در محیط نرم‌افزار Terrst جهت پیش‌بینی تغییرات آتی کاربری‌ها، خروجی گرفته شدند. در ادامه، برای پیش‌بینی تغییرات آتی، از مدل CA-Markov در نرم‌افزار TerrSet استفاده شد. در این پژوهش، از رویکرد استاندارد این مدل بهره گرفته شد که بر مبنای تحلیل روند تغییرات گذشته عمل می‌کند. بدین منظور نقشه‌های کاربری اراضی دو دوره زمانی پایه (سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴) به عنوان ورودی اصلی به مدل داده شد. در گام اول، ماتریس احتمال انتقال^۵ بین کلاس‌های کاربری، صرفاً براساس الگوهای واقعی تغییرات مشاهده‌شده در این بازه ۲۴ ساله محاسبه گردید. سپس، با تلفیق این ماتریس انتقال با عمل اتوماتای سلولی (CA)، نقشه پتانسیل انتقال^۶ ایجاد شد. در مدل CA، برای در نظر گرفتن تأثیر همسایگی و الگوهای فضایی، از یک فیلتر همسایگی ۵×۵ استفاده گردید و تعداد تکرارها متناسب با فاصله زمانی پیش‌بینی (۲۶ سال برای سال هدف ۲۰۵۰) تعیین شد. در نهایت،

موجب کاهش جریان‌های سطحی، افت منابع آب زیرزمینی و ایجاد چالش‌های جدی برای تولیدات کشاورزی شود.

یانگ^۱ و همکاران (۲۰۲۴)، در پژوهشی با عنوان «شبیه‌سازی چندسناریویی تغییرات سیستم زمین در منطقه خلیج بزرگ گوانگدونگ-هنگ‌کنگ-مکائو بر اساس مدل اتوماتای سلولی-مارکوف» به بررسی و شبیه‌سازی تغییرات کاربری زمین در این منطقه پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که در سناریوهای مختلف توسعه، تغییرات قابل توجهی در الگوی کاربری زمین به‌ویژه در مناطق شهری رخ خواهد داد و این امر ضرورت برنامه‌ریزی دقیق و مدیریت پایدار زمین در مواجهه با توسعه سریع شهری را نشان می‌دهد.

عبدالکریم^۲ (۲۰۲۳)، در پژوهشی با عنوان «پایش و پیش‌بینی کاربری و پوشش اراضی در واحه الاحساء عربستان سعودی بر اساس تلفیق مدل اتوماتای سلولی و زنجیره مارکوف» تغییرات کاربری اراضی را در بازه زمانی ۱۹۸۸ تا ۲۰۲۰ بررسی و روند آن را تا سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی کرد. نتایج این مطالعه نشان داد که در دوره مورد بررسی، مناطق شهری حدود ۶۳٫۵ درصد و اراضی کشاورزی حدود ۶ درصد افزایش یافته‌اند و همچنین وسعت پهنه‌های آبی و باتلاقی نیز رشد قابل توجهی داشته است. پیش‌بینی‌ها نیز نشان‌دهنده تداوم این روند در سال‌های آینده است.

فان^۳ و همکاران (۲۰۲۳)، در پژوهشی با عنوان «ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی و مدل زنجیره مارکوف در منطقه نهون تراج استان دونگ نای» با استفاده از داده‌های GIS و مدل مارکوف به بررسی روند تغییرات کاربری اراضی در دوره ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ پرداختند و سپس وضعیت کاربری اراضی را برای دوره‌های آینده پیش‌بینی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که توسعه شهری و رشد فعالیت‌های اقتصادی موجب افزایش تقاضا برای اراضی ساخته شده در سال‌های آینده خواهد شد.

بررسی مطالعات نشان می‌دهد که کاربرد رویکرد تلفیقی پردازش شیء‌گرا و CA-Markov در مسائل شهری به خصوص شهر موصل کم‌تر بررسی شده و بیش‌تر بر تحلیل در مقیاس بزرگ‌تر تمرکز داشته‌اند همچنین، ادبیات موجود کم‌تر به تحلیل تغییرات کاربری زمین در شهرهای پسا جنگ با رویکردی یکپارچه که هم دقت فنی مدل‌سازی و هم تحلیل زیانباری محیطی را پوشش دهد، پرداخته است که این خلاء مطالعاتی در تحقیق جاری با استفاده از پردازش شیء‌گرا، بررسی و تجزیه و تحلیل قرار گرفته است.

4. Level-2 (Surface Reflectance)
5. Transition Probability Matrix
6. Transition Potential Map

1. Yang
2. Abdelkarim
3. Phan

با استفاده از این ماتریس و نقشه پتانسیل، تغییرات پوشش/کاربری اراضی برای سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی گردید. در نهایت، نتایج حاصل از مدل با استفاده از معیارهای مختلف (مانند دقت کلی، ضریب کاپا و غیره) ارزیابی و تحلیل شد.

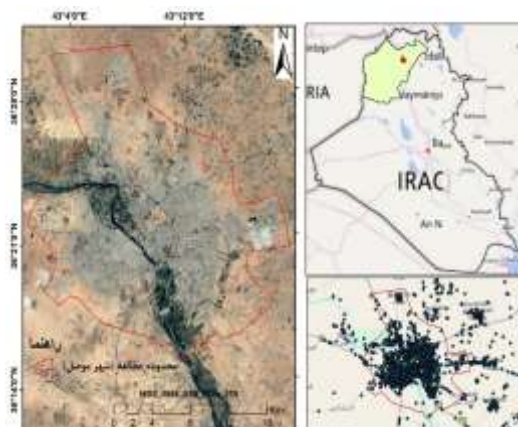
جدول ۱. مشخصات داده‌های تصاویر ماهواره‌ای

نوع تصویر	تاریخ	سنجنده	قدرت تفکیک مکانی	ردیف و گذر
لندست ۵	۲۰۰۰۰۷۲۰	TM	۳۰ متر	۱۷۰/۳۵
لندست ۵	۲۰۰۸۰۷۱۰	TM	۳۰ متر	۱۷۰/۳۵
لندست ۸	۲۰۱۶۰۷۱۶	OLI_TIRS	۳۰ متر	۱۷۰/۳۵
لندست ۹	۲۰۲۴۰۷۱۵	OLI_TIRS	۳۰ متر	۱۷۰/۳۵

محدوده مورد مطالعه

خود جای داده است. این منطقه به دلیل توسعه سریع شهری و کمبود پوشش گیاهی و همچنین تحت تأثیر جنگ، همواره با پدیده تخریب اراضی مواجه بوده است. پژوهش حاضر با تمرکز بر تحلیل کاربری اراضی شهر موصل با استفاده از پردازش شیء‌گرا و پیش‌بینی تغییرات آتی آن به کمک مدل سلول‌های خودکار مارکوف، به بررسی این موضوع می‌پردازد. شکل ۱، موقعیت جغرافیایی شهر موصل در مرکز استان نینوا را نشان می‌دهد.

شهر موصل، واقع در شمال عراق و مرکز استان نینوا، با مختصات جغرافیایی بین ۳۵ درجه و ۳۳ دقیقه و ۵۴/۶۷ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۳۲ دقیقه و ۳/۷۹ ثانیه شمالی و ۴۲ درجه و ۴۳ دقیقه و ۱۲/۴۶ ثانیه تا ۴۳ درجه و ۰۳ دقیقه و ۲۱/۷۸ ثانیه شرقی، در ساحل غربی رود دجله قرار دارد (شکل ۱). این شهر با مساحتی حدود ۴۳۳۵۳۷/۵۶ هکتار و ارتفاع بین ۲۷۱ تا ۲۰۳ متر از سطح دریا، جمعیتی بالغ بر ۱/۸ میلیون نفر را در



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی شهر موصل در استان نینوا-عراق

جدول ۲. شاخص‌های طیفی مورد استفاده در روند پردازش

شاخص	ماهواره	قدرت تفکیک مکانی	معادله	منبع
BLFEI ^۱	لندست ۸	۳۰	$\frac{(\rho_{Green} + \rho_{Red} + \rho_{SWIR2})}{3} - \rho_{SWIR1}$	Almohamad, & Alshwesh, (2023), Bouhennache et al., 2019
UI ^۲	لندست ۸	۳۰	$\frac{(\rho_{Green} + \rho_{Red} + \rho_{SWIR2})}{3} + \rho_{SWIR1}$	Kaimaris, & Patias, (2016); Samira et al., 2022
NDBI ^۳	لندست ۸	۳۰	$\frac{\rho_{SWIR2} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIR2} + \rho_{NIR}} + 1$	Zha et al., 2003; Kaimaris, & Patias (2016); Dapke et al., (2025)
BSI ^۴	لندست ۸	۳۰	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{pred}}{\rho_{NIR} + \rho_{pred}}$	Li et al., 2022.; Xu et al., 2008
BULI ^۵	لندست ۸	۳۰	$\frac{(\rho_{Red} + \rho_{Swir}) - (\rho_{Red} + \rho_{Swir})}{\rho_{NIR} - \rho_{Green} + \rho_{pred}}$	Samira et al., 2022 ,Bouhennache et al., 2019

1. Built-up land features extraction index

2. Urban Index

3. Normalized Built-up Index (NDBI)

4. Bare Soil Index

5. Built-Up Land Index

ادامه جدول ۲. شاخص‌های طیفی مورد استفاده در روند پردازش

منبع	معادله	قدرت تفکیک مکانی	ماهواره	شاخص
Kaimaris, & Patias, (2016)	$\frac{pred - \rho SWIR1}{\rho NIR}$	۳۰	لندست ۸	^۱ NBI
Dapke et al., (2025)	$\frac{\rho NIR - \rho SWIR1}{\rho NIR + \rho SWIR1}$	۳۰	لندست ۸	^۲ NDMI
Yu et al., (2024), Sun et al., (2015)	$\frac{\rho Green - \rho NIR}{Green + \rho NIR}$	۳۰	لندست ۸	^۳ NDWI
Salas & Yu et al., (2024); Li et al, 2022 Kumaran, 2023	$\frac{\rho NIR - \rho Red}{\rho NIR + \rho Red}$	۳۰	لندست ۸	NDVI ^۴
Salas & Kumaran, 2023 Li et al, 2022	$\frac{(\rho NIR - \rho Red)(1 + L)}{\rho NIR + \rho Red + L}$	۳۰	لندست ۸	^۵ SAVI
Salas & Kumaran, 2023 Li et al, 2022	$1 + \frac{(\rho Nir - \rho Green)}{(\rho Nir + \rho Green)}$	۳۰	لندست ۸	GNDVI

یادگیری عمیق ترکیب شده است تا عملکرد آن بهبود یابد (Azhand et al, 2024).

قطعه‌بندی تصویر

سگمنت‌سازی، به‌عنوان یک مرحله اساسی در تحلیل OBIA، فرآیند تقسیم یک تصویر به نواحی همگن یا اشیاء متمایز است. این نواحی باید به‌گونه‌ای باشند که تا حد امکان، ویژگی‌های مشابهی درون خود داشته باشند و از نواحی مجاور با ویژگی‌های متفاوت بر اساس ویژگی‌های خاص مانند بافت، رنگ، شکل، اندازه و سطح خاکستری متفاوت جدا شوند (Hossain & Chen, 2019). این قطعات تصویر بازتاب دهنده اشیاء یا بخش‌های واقعی در صحنه باشند (Wienert et al., 2013). سگمنت‌سازی تصویر، نقش حیاتی در موفقیت تحلیل‌های OBIA ایفاء می‌کند (Hinojosa-Espinoza et al., 2021). کیفیت سگمنت‌سازی به‌طور مستقیم بر دقت و قابلیت اطمینان نتایج طبقه‌بندی و استخراج اطلاعات تأثیر می‌گذارد؛ بنابراین انتخاب و تنظیم دقیق پارامترهای سگمنت‌سازی یک گام ضروری در هر پروژه OBIA است (Hossain & Chen, 2019). در پژوهش حاضر از روش قطعه‌بندی چند تفکیکی^۱ استفاده شده است.

روش‌ها و تکنیک‌های شیء‌پایه

تحلیل تصویر مبتنی بر شیء (OBIA) به‌عنوان یک رویکرد نوین در پردازش تصاویر سنجنش از دور، در دهه گذشته مورد توجه بسیاری قرار گرفته است (Arvor et al., 2013). این روش با تغییر تمرکز از پیکسل‌های منفرد به اشیاء تصویر، امکان استخراج اطلاعات معنایی غنی‌تری را از تصاویر فراهم می‌آورد (Wienert et al., 2013). در حالی که روش‌های سنتی مبتنی بر پیکسل، هر پیکسل را به‌عنوان واحد پردازش در نظر می‌گیرند، OBIA با گروه‌بندی پیکسل‌های همگن در قطعات مجزا، اشیاء تصویر را شکل می‌دهد و ویژگی‌های آن‌ها را تحلیل می‌کند (Wienert et al., 2013).

یکی از مزایای اساسی OBIA، توانایی آن در بهره‌گیری همزمان از اطلاعات مکانی، طیفی و بافتی تصاویر است. این رویکرد امکان در نظر گرفتن روابط پیچیده بین اشیاء تصویر را فراهم می‌آورد (Arvor et al., 2013). OBIA می‌تواند به تشخیص و تمایز دقیق‌تر بین انواع مختلف پوشش مانند مناطق شهری، جنگل‌ها و زمین‌های کشاورزی کمک کند (Kulkarni et al., 2025).

فرآیند OBIA معمولاً شامل سه مرحله کلیدی است:

قطعه‌بندی تصویر، تعیین ویژگی‌های اشیاء و طبقه‌بندی (Hinojosa-Espinoza et al., 2021). در مرحله قطعه‌بندی، پیکسل‌ها بر اساس ویژگی‌های طیفی و مکانی خود در اشیاء همگن گروه‌بندی می‌شوند. این قطعات، واحدهای اساسی تحلیل در OBIA را تشکیل می‌دهند (Drăguț & Blaschke, 2006).

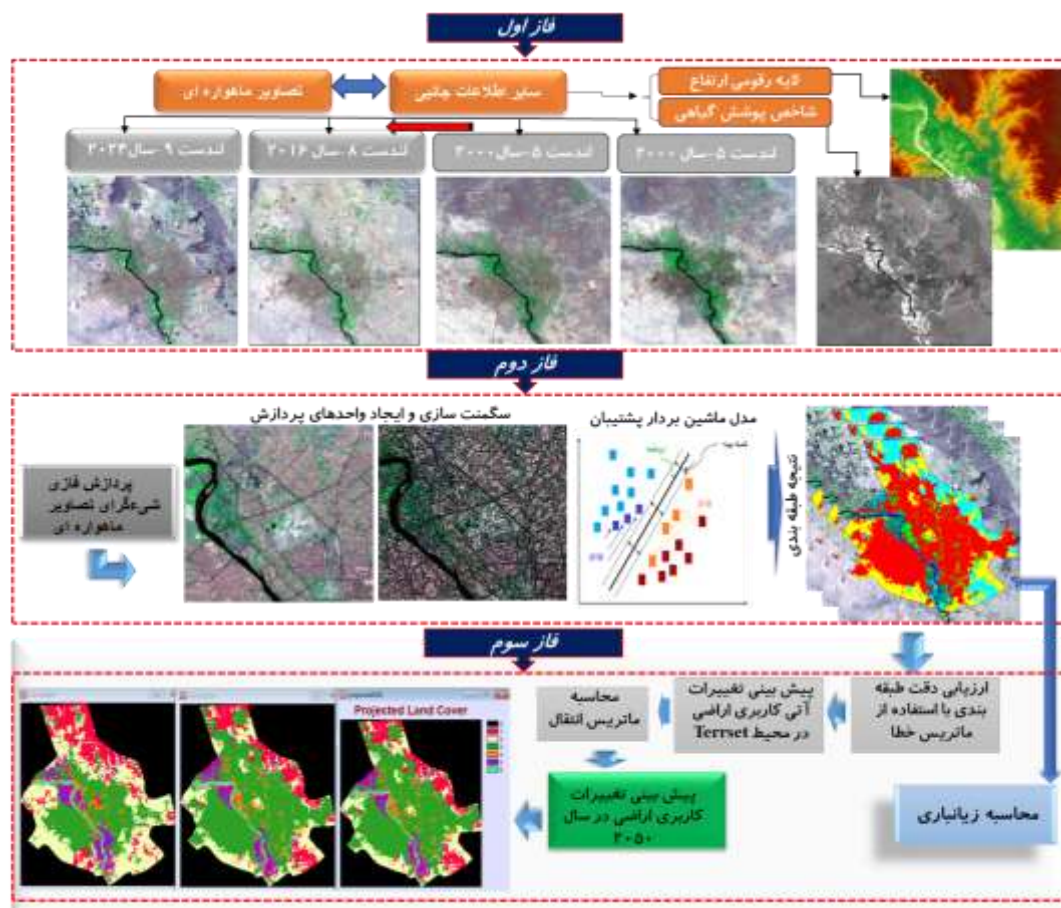
تنوع طیفی درون یک شیء می‌تواند قابل توجه باشد که روش‌های مبتنی بر پیکسل را با چالش مواجه می‌کند (Kulkarni et al., 2025). با این حال، OBIA با تحلیل اشیاء به‌عنوان واحدهای مجزا، می‌تواند این تنوع را به‌طور مؤثرتری مدیریت کرده و نتایج طبقه‌بندی دقیق‌تری را ارائه دهد (Drăguț & Blaschke, 2006). در سال‌های اخیر OBIA با تکنیک‌های هوش مصنوعی مانند

1. New Built up Index
2. Normalized Difference Moisture Index
3. Normalized Difference Water Index
4. Normalized Difference Vegetation Index
5. Soil Adjusted vegetation Index
6. MultiResolution Segmentation
7. MultiResolution Segmentation

طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم SVM نوعی طبقه‌بندی نظارت‌شده محسوب می‌شود. پس از تعیین اولیه کاربری اراضی/پوشش زمین، مرحله بعدی شامل برداشت نمونه‌های آموزشی برای هر کلاس می‌باشد. یکی از مزیت‌های بارز این الگوریتم نیاز به حجم نمونه‌های آموزشی کم در عین ارائه نتایج بسیار مطلوب است (Zylshal et al, 2016). مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) در نرم‌افزار eCognition از دو نوع کرنل خطی و تابع پایه شعاعی (RBF) استفاده می‌کند که RBF به‌عنوان گزینه‌ای پرکاربرد و محبوب شناخته می‌شود (eCognition, 2012). شکل ۲، فلوچارت کلی تحقیق را نشان می‌دهد.

طبقه‌بندی مبتنی بر شیء با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (OBIA-SVM)

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک روش یادگیری ماشین مبتنی بر نظریه یادگیری آماری (SLT) است. این روش می‌تواند به‌طور خودکار بردارهای پشتیبان را که تمایزات بزرگی در طبقه‌بندی ایجاد می‌کند، کشف کند؛ از این طریق یک طبقه‌بندی‌کننده ایجاد می‌کند که فواصل بین کلاس‌ها را به حداکثر می‌رساند، در نتیجه دقت طبقه‌بندی بالاتر و تعمیم بهتری ارائه می‌دهد (Wei et al, 2019). این روش‌ها داده‌ها را تحلیل و الگوها را تشخیص داده و برای طبقه‌بندی و تحلیل رگرسیون استفاده می‌شوند. نسخه استاندارد SVM مجموعه‌ای از داده‌های ورودی را دریافت می‌کند و برای هر ورودی، پیش‌بینی می‌کند که به کدام یک از دو کلاس ممکن تعلق دارد. به‌طور کلی،



شکل ۲. فلوچارت کلی تحقیق

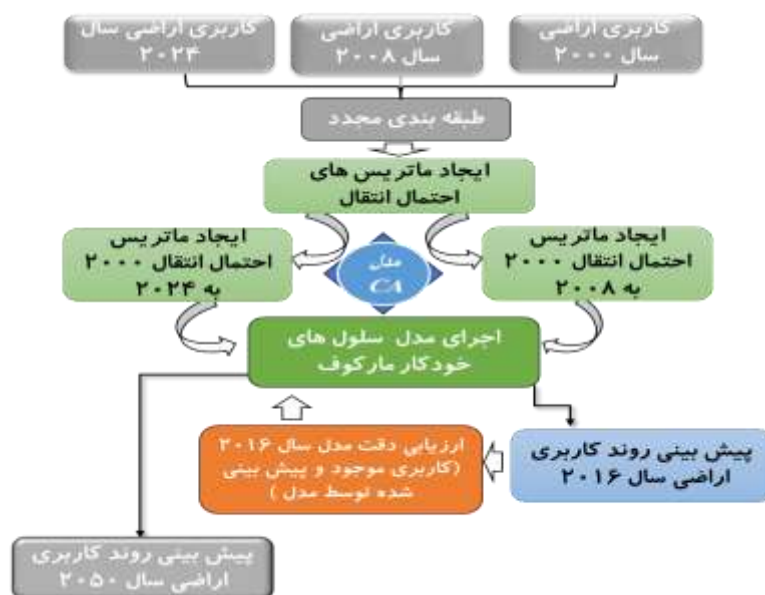
کاربری اراضی و تأثیر همسایگی سلول‌ها، قابلیت پیش‌بینی دقیق تغییرات آینده را فراهم می‌کند (Eastman, 2012). مراحل تحلیل CA-Markov شامل تهیه نقشه‌های کاربری اراضی در بازه‌های زمانی مشخص (۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴)، تحلیل تغییرات با استفاده از زنجیره مارکوف و محاسبه ماتریس انتقال

مدل CA Markov

مدل CA-Markov ترکیبی از زنجیره مارکوف و اتوماتای سلولی است که برای مدل‌سازی تغییرات مکانی-زمانی کاربری اراضی و پوشش زمین (LULC) مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مدل با در نظر گرفتن احتمالات انتقال بین کلاس‌های مختلف

(Pontius et al., 2004). در نهایت با اجرای مدل CA-Markov، نقشه‌های کاربری اراضی برای سال‌های آینده تولید می‌شود. شکل ۳، فلوچارت پیش‌بینی تغییرات آبی کاربری اراضی را نشان می‌دهد.

(Helbich, 2013 & Moghadam)، تولید نقشه‌های احتمال انتقال با روش‌های MCE یا Logistic Regression (Eastman, 2012) شبیه‌سازی با اتوماتای سلولی و ارزیابی دقت مدل با استفاده از Kappa Coefficient است



شکل ۳. فلوچارت مراحل پیش‌بینی تغییرات آبی کاربری اراضی

کاهش این پارامتر منجر به افزایش تعداد بخش‌ها در تصویر می‌گردد. عواملی همچون مقیاس، شکل، رنگ، فشردگی و نرمی، نقش مهمی در قطعه‌بندی چند تفکیکی ایفاء می‌کنند. پارامتر مقیاس، مستقیماً بر اندازه متوسط اشیاء تصویری تأثیر می‌گذارد؛ مقادیر بالا منجر به ایجاد اشیاء بزرگتر و مقادیر پایین، قطعات کوچکتر را نتیجه می‌دهد. تصاویر مربوط به سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۰۸ با مقیاس ۶۵ ضریب شکل ۰/۵ و ضریب فشردگی ۰/۵ سگمنت‌سازی شدند. تصاویر مربوط به سال‌های ۲۰۱۶ و ۲۰۲۴ نیز با مقیاس ۱۸۰، ضریب شکل ۰/۷ و ضریب فشردگی ۰/۳ سگمنت‌سازی شدند. انتخاب مقادیر نهایی این پارامترها بر اساس فرآیند بهینه‌سازی دستی (آزمون و خطا) و ارزیابی چشمی انطباق اشیاء با مرزهای واقعی عوارض انجام شد (جدول ۲ و شکل ۴).

یافته‌های پژوهش

در پژوهش حاضر تصاویر لندست منطقه مورد مطالعه با روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، در مدت ۲۴ سال از سال ۲۰۰۰ تا سال ۲۰۲۴ با فاصله زمانی ۸ ساله مورد پردازش قرار گرفتند. یافته‌های حاصل از پردازش تصاویر ماهواره‌ای نشان می‌دهد که شهر موصل در دوره ۲۰۰۰-۲۰۲۴ تغییرات شدیدی در کاربری اراضی تجربه کرده است که عمدتاً متأثر از عوامل انسانی و سیاسی پساجنگ است.

انتخاب مقیاس مناسب جهت قطعه‌بندی تصاویر

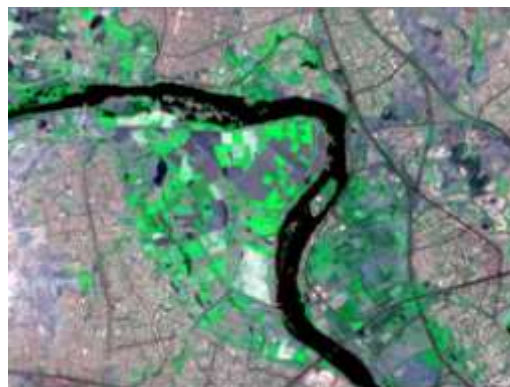
در نرم‌افزار eCognition، قطعه‌بندی تصاویر با استفاده از سه عامل کلیدی، یعنی مقیاس، رنگ و شکل، قابل کنترل است (eCognition, 2012)، پارامتر مقیاس که به وضوح تصویر وابسته است، میزان ناهمگنی مجاز در اشیاء را تعیین می‌کند.

جدول ۲. مشخصات و مقیاس سگمنت سازی

سنجنده	مقیاس	ضریب شکل	فشردگی
لندست ۵	۶۵	۰/۵	۰/۵
لندست ۸ و ۹	۱۸۰	۰/۷	۰/۳



ب. سگمنت سازی تصویر با مقیاس ۱۸۰، ضریب شکل ۰.۷ و ضریب فشردگی ۰.۳



الف. تصویر خام لندست ۹ سنجنده OLI

شکل ۴. سگمنت سازی تصویر در محیط نرم‌افزار اکوگنیشن

فشردگی و عدم تقارن)، شاخص پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص NDBI، شاخص BLFEI و ... اشاره کرد. نتایج حاصل از اعمال برخی از این توابع به‌صورت موردی در شکل ۵، نمایش داده شده است.

اعمال الگوریتم‌های شیء‌گرایی

در پژوهش حاضر از توابع مختلف و قابلیت‌های متنوع تکنیک‌های OBIA جهت استخراج پوشش اراضی با دقت بالا استفاده شده است؛ از جمله این توابع می‌توان به اطلاعاتی بافتی (GLCM)، میانگین باندهای تصویر، اطلاعات هندسی (شکل،



۳. میانگین روشنایی (Brightness)



۲. میانگین حداکثر تفاوت (Max.diff)



۱. تصویر خام لندست ۹ سنجنده OLI



۶. میانگین شاخص BSI



۵. میانگین باند مادون قرمز



۴. میانگین باند قرمز



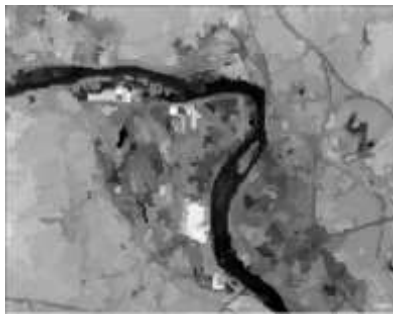
۹. شاخص NDBI



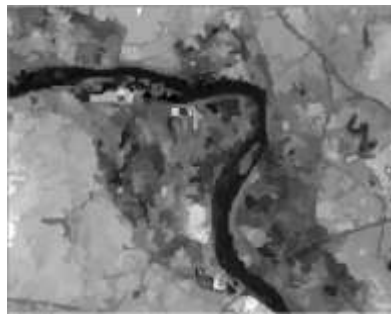
۸. میانگین شاخص BLFEI



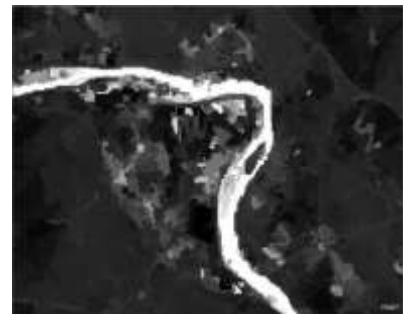
۷. شاخص پوشش گیاهی (NDVI)



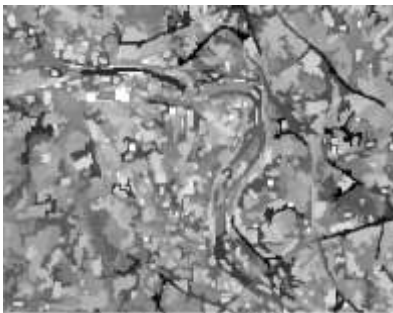
۱۲. اشباع رنگ Saturation



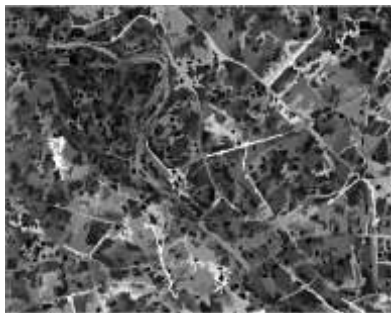
۱۱. شدت رنگ Intensity



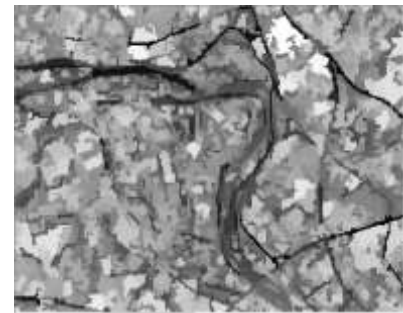
۱۰. فام رنگ HUE



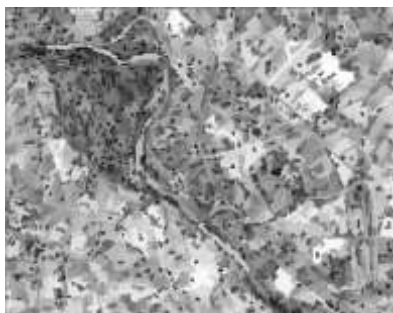
۱۵. Rectangular fit



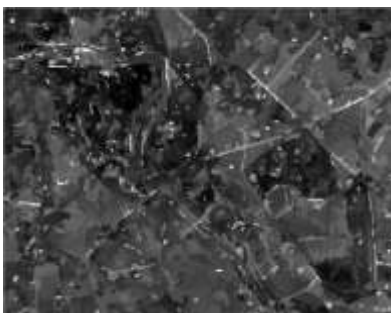
۱۴. شاخص شکل



۱۳. شاخص تراکم (Density)



۱۸. بافت انتروپی



۱۷. بافت GLCM contrast



۱۶. بافت GLCM homogeneity



۲۱. فیلتر Median



۲۰. فیلتر سوبل



۱۹. کانولوشن فیلتر

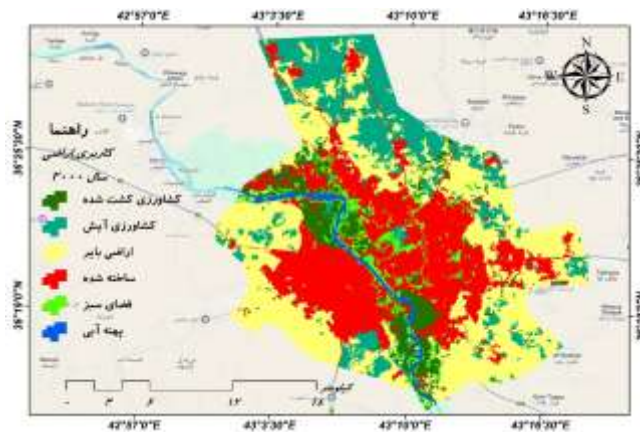
شکل ۵. اعمال الگوریتم‌های شیء‌گرا

روشن طبقه‌بندی شیء‌گرا - الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (2012) از این روش در داده‌های هایپریون (طیف بالا) برای استخراج ۷ کلاس کاربری/پوشش زمین استفاده کردند. طبقه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در نرم‌افزار eCognition Developer، روشی قدرتمند برای تحلیل تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های مکانی است. در این روش ابتدا تصویر به اشیاء همگن تقسیم می‌شود (قطعه‌بندی) و سپس ویژگی‌های مختلفی از جمله ویژگی‌های طیفی، هندسی و بافتی برای هر شیء استخراج می‌گردد. در ادامه با استفاده از الگوریتم

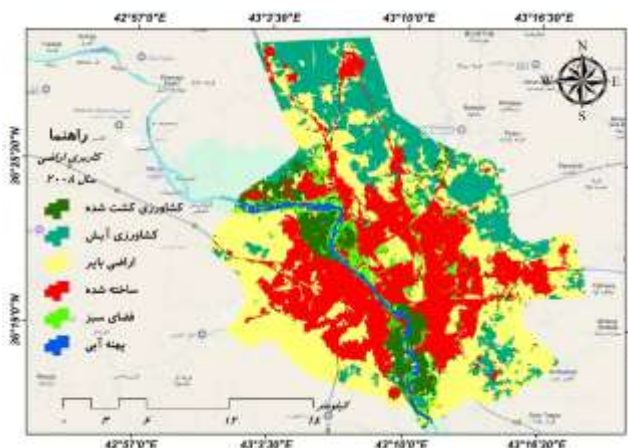
روشن طبقه‌بندی شیء‌گرا - الگوریتم ماشین بردار پشتیبان استفاده از الگوریتم SVM همراه با OBIA (تحلیل تصویر مبتنی بر شیء) برای استخراج اطلاعات کاربری/پوشش زمین از VHR (تصاویر با وضوح بسیار بالا) پتانسیل زیادی دارد. به‌عنوان مثال، ساکو و همکاران (Succu et al., 2008) از این روش بر روی تصاویر لندست و عکس‌های هوایی (Toposys GmbH) برای استخراج چهار کلاس کاربری/پوشش زمین استفاده کردند. پتروپولوس و همکاران (Petroopoulos et al.,)

با این روش طبقه‌بندی برای هر کدام از کلاس‌ها به صورت جدول ۳، آمده است و در انتها نمودار تغییرات سال به سال مساحت هر کدام از کلاس‌ها با این روش از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ در شکل ۱۰ آورده شده است.

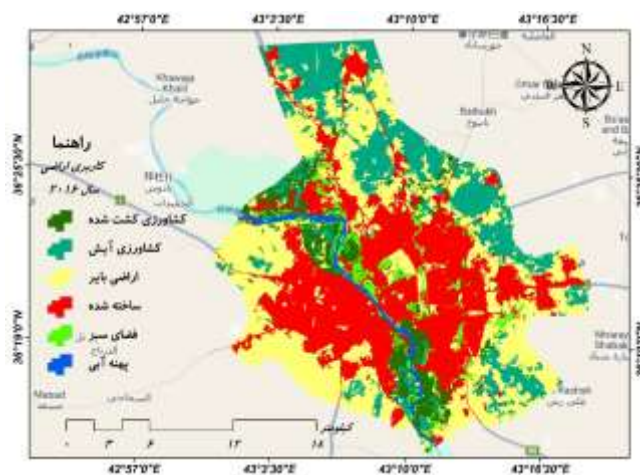
SVM و نمونه‌های آموزشی، یک مدل طبقه‌بندی ایجاد شده و اشیاء موجود در تصویر بر اساس این مدل به کلاس‌های مختلف تقسیم می‌شوند. نتیجه نهایی حاصل از اعمال این الگوریتم برای ۴ تصویر مربوط به سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۸، ۲۰۱۶ و ۲۰۲۴ در شکل (۶ تا ۹) ارائه شده است. همچنین مقادیر به دست آمده



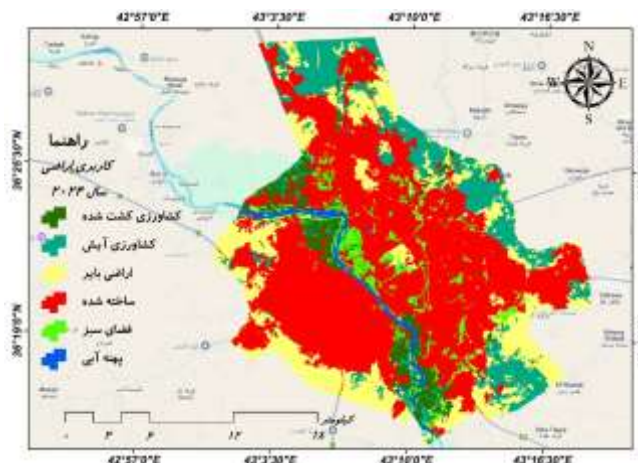
شکل ۶. پوشش اراضی برای سال ۲۰۰۰ با استفاده از روش پردازش شیء‌گرا



شکل ۷. پوشش اراضی برای سال ۲۰۰۸ با استفاده از روش پردازش شیء‌گرا



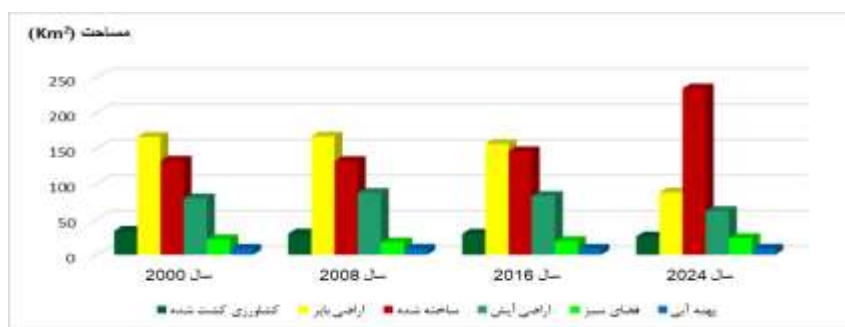
شکل ۸. پوشش اراضی برای سال ۲۰۱۶ با استفاده از روش پردازش شیء‌گرا



شکل ۹. پوشش اراضی برای سال ۲۰۲۴ با استفاده از روش پردازش شیء‌گرا

جدول ۳. تغییرات پوشش اراضی با استفاده روش SVM پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای-شهر موصل

نوع کاربری	مساحت (Km2)	درصد مساحت	مساحت (Km2)	درصد مساحت	مساحت (Km2)	درصد مساحت	مساحت (Km2)	درصد مساحت
	سال ۲۰۰۰		سال ۲۰۰۸		سال ۲۰۱۶		سال ۲۰۲۴	
کشاورزی کشت شده	۳۳/۶۵۷۳	۷/۶۲۷	۲۹/۷۳۰	۶/۷۳۸	۲۹/۵۷۰	۶/۷۰۱	۲۵/۷۰۸۵	۵/۸۲۶
اراضی بایر	۱۶۵/۹۱۸۶	۳۷/۶۰۰	۱۶۶/۵۱۶	۳۷/۷۳۸	۱۵۵/۷۹۵	۳۵/۳۰۶	۸۷/۸۱۳	۱۹/۹۰۲
ساخته شده	۱۳۲/۳۸۰۱	۲۹/۹۹۹	۱۳۱/۸۵۹	۲۹/۸۸۳	۱۴۵/۶۱۷	۳۲/۹۹۹	۲۳۴/۱۴۳۱	۵۳/۰۶۷
اراضی آیش	۷۹/۲۹۷۲	۱۷/۹۷۰	۸۷/۱۱۶	۱۹/۷۴۳	۸۲/۸۳۷	۱۸/۷۷۲	۶۱/۵۴۷۴	۱۳/۹۴۹
فضای سبز	۲۱/۶۴۲۳	۴/۹۰۴	۱۷/۴۳۵	۳/۹۵۱	۱۹/۰۸۶	۴/۳۲۵	۲۳/۴۵۵۸	۵/۳۱۶
پهنه آبی	۸/۳۷۹۹	۱/۸۹۹	۸/۵۸۹	۱/۹۴۶	۸/۳۷۰	۱/۸۹۷	۸/۵۵۱۸	۱/۹۳۸
مجموع	۴۴۱/۲۷۵۴	۱۰۰	۴۴۱/۲۴۵	۱۰۰	۴۴۱/۲۷۵	۱۰۰	۴۴۱/۲۱۹۶	۱۰۰



شکل ۱۰. نمودار تغییرات کاربری اراضی در بازه زمانی مورد مطالعه

در عین حال کاهش زمین‌های کشاورزی و منابع آبی چالش‌هایی را برای امنیت غذایی و پایداری محیط‌زیستی ایجاد کرده است. مدیریت بهینه منابع آب، افزایش فضای سبز و برنامه‌ریزی شهری مبتنی بر توسعه پایدار می‌تواند از مشکلات آینده جلوگیری کند. اگر این روند ادامه یابد، موصل ممکن است با چالش‌های جدی مانند کمبود منابع، افزایش دمای سطحی و کاهش کیفیت زندگی مواجه شود. طی دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴، شهر موصل تغییرات گسترده‌ای را در کاربری اراضی خود تجربه کرده است. یکی از مهم‌ترین روندهای مشاهده شده، افزایش چشمگیر اراضی ساخته شده است که نشان‌دهنده توسعه

طی دو دهه گذشته، کاربری اراضی در شهر موصل تغییرات چشمگیری را تجربه کرده است. مناطق ساخته شده رشد قابل توجهی داشته و بخش زیادی از زمین‌های کشاورزی و بایر به فضاهای شهری تبدیل شده‌اند. با این حال توسعه شهری با کاهش منابع آبی، فضای سبز و زمین‌های کشاورزی همراه بوده که نشان‌دهنده چالش‌های زیست‌محیطی و برنامه‌ریزی شهری نامتوازن است. عواملی مانند افزایش جمعیت، توسعه زیرساختی و برنامه‌های بازسازی پس از جنگ تأثیر زیادی بر این روند داشته‌اند.

۸۸/۱۷ کیلومتر مربع بوده که در سال‌های بعد نوساناتی داشته و در نهایت در سال ۲۰۲۴ به ۶۱/۵۴ کیلومتر مربع کاهش یافته است. این کاهش می‌تواند تحت تأثیر تغییر الگوی کشت، کاهش دوره‌های استراحت زمین‌های کشاورزی و افزایش بهره‌برداری از زمین‌ها باشد. به‌طور کلی، شهر موصل در این بازه زمانی دستخوش تغییرات قابل توجهی در کاربری اراضی شده است. گسترش مناطق ساخته شده، کاهش زمین‌های کشاورزی، تغییرات در منابع آبی و افزایش نسبی فضای سبز از مهم‌ترین تغییرات هستند. این روندها نشان می‌دهند که توسعه شهرنشینی در حال پیشروی است، اما در عین حال، چالش‌هایی نظیر کاهش زمین‌های کشاورزی و تغییرات منابع طبیعی نیز باید مورد توجه قرار گیرند.

ارزیابی دقت طبقه‌بندی

در ارزیابی صحت، نقشه‌های موضوعی به‌دست آمده از تصاویر ماهواره‌ای از طریق ماتریس خطا، خطای حذف شده، خطای گم‌اشته شده، صحت تولیدکننده، صحت کاربر، صحت کل و ضریب کاپا مورد ارزیابی واقع می‌شود (Navulur, 2006). ماتریس خطا کلاس به کلاس روابط بین داده‌های مرجع (واقعیت زمینی) و نتایج متناظر حاصل از طبقه‌بندی را مقایسه می‌کند (Drăguț & Blaschke, 2006). تحلیل کاپا یک تکنیک چند متغیره گسسته بوده که از نظر آماری برای مشخص کردن اختلاف اساسی ماتریس خطا در ارزیابی صحت استفاده می‌شود (Fassnacht et al, 2014). ضریب کاپا نشان‌دهنده یک اختلاف معنادار میان ماتریس ابهام با نتایج حاصل از یک طبقه‌بندی تصادفی است. جدول ۵، نمونه‌ای از ماتریس خطای طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.

شهرنشینی و رشد زیرساخت‌های شهری است. این کاربری از ۱۲۲/۳۸ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۲۳۴/۱۴ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ افزایش یافته که حاکی از افزایش ساخت‌وسازهای مسکونی، تجاری و صنعتی در منطقه است. این توسعه اگرچه نشان‌دهنده پیشرفت شهری است، اما از سوی دیگر باعث کاهش زمین‌های کشاورزی کشت‌شده گردیده که از ۳۳/۶۵ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۲۵/۷ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ کاهش یافته است. این روند می‌تواند ناشی از گسترش شهرنشینی، کاهش منابع آبی و تغییرات اقتصادی باشد که به کاهش تولیدات کشاورزی و وابستگی بیش‌تر به واردات مواد غذایی منجر می‌شود.

یکی دیگر از تغییرات قابل توجه، کاهش اراضی بایر است. این اراضی که در سال ۲۰۰۰ حدود ۱۶۵/۹ کیلومتر مربع را شامل می‌شدند، در سال ۲۰۲۴ به ۸۷/۸ کیلومتر مربع کاهش یافته‌اند. این کاهش عمدتاً به دلیل تبدیل بخشی از این اراضی به مناطق ساخته شده بوده و نشان می‌دهد که بخشی از زمین‌های بلااستفاده برای توسعه‌های شهری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در کنار این تغییرات، پهنه‌های آبی نیز کاهش محسوسی را تجربه کرده‌اند. اگرچه مقدار این کاربری در سال‌های مختلف نوساناتی داشته است، اما به‌طور کلی روندی کاهشی دارد که احتمالاً تحت تأثیر تغییرات اقلیمی، کاهش منابع آب و بهره‌برداری‌های ناپایدار از منابع آبی قرار دارد.

فضای سبز نیز طی این سال‌ها تغییرات محسوسی داشته است. ابتدا کاهش یافت و در سال ۲۰۰۸ به کم‌ترین مقدار خود رسید، اما در سال ۲۰۲۴ افزایش یافت و به ۲۳/۴۵ کیلومتر مربع رسید. این افزایش می‌تواند ناشی از اجرای سیاست‌های جدید برای احیای فضای سبز شهری باشد که نقش مهمی در بهبود کیفیت زندگی و کاهش اثرات گرمایی شهر دارد. در کنار این موارد، اراضی کشاورزی آیش نیز تغییراتی را تجربه کرده‌اند. این کاربری در سال ۲۰۰۰ حدود

جدول ۴. ارزیابی دقت با استفاده از ماتریس خطا

ماتریس خطا	کشاورزی آیش	اراضی بایر	ساخته شده	فضای سبز	کشاورزی کشت شده	پهنه‌های آبی	مجموع
کشاورزی آیش	۵۴۹۰	۲۲۷	۰	۳۲	۰	۰	۵۷۴۹
اراضی بایر	۱۷	۵۲۰۴	۳۱	۵	۰	۰	۵۲۵۷
ساخته شده	۸۴	۰	۵۷۹۲	۰	۲۲	۴۲	۵۹۴۰
فضای سبز	۲۹	۰	۰	۳۲۷	۱۳۹	۳۴	۵۲۹
کشاورزی کشت شده	۲۳۱	۰	۲۴۳	۵۸	۷۰۰	۷	۱۲۳۹
پهنه‌های آبی	۰	۰	۰	۰	۰	۱۹۷۷	۱۹۷۷
مجموع	۵۸۵۱	۵۴۳۱	۶۰۶۶	۴۲۲	۸۶۱	۲۰۶۰	۰
دقت							
تولید کننده	۰/۹۳۸۳	۰/۹۵۸۲	۰/۹۵۴۸	۰/۷۷۴۸	۰/۸۱۳	۰/۹۵۹۷	
کاربر	۰/۹۵۵	۰/۹۹	۰/۹۷۵	۰/۶۱۸۱	۰/۵۶۵	۱	
هلدن (Helden)	۰/۹۴۶۵	۰/۹۷۳۸	۰/۹۶۴۸	۰/۶۸۷۶	۰/۶۶۶۶	۰/۹۷۹۴	
short	۰/۸۹۸۵	۰/۹۴۹	۰/۹۳۲	۰/۵۲۴	۰/۵	۰/۹۵۹۷	
کاپا برای هر کلاس	۰/۹۱۴۵	۰/۹۴۴	۰/۹۳۶۶	۰/۷۶۹	۰/۸۰۱	۰/۹۵۵۴	
دقت کلی				۰/۹۴۲			
کاپا				۰/۹۱۲			

محاسبه احتمالات تبدیل با استفاده از تحلیل زنجیره مارکوف

در ادامه جهت پیش‌بینی تغییرات کاربری در سال ۲۰۵۰ ابتدا جهت ارزیابی مدل پیش‌بینی، تغییرات از روی تصاویر سال ۲۰۰۰ و ۲۰۰۸ برای سال ۲۰۱۶ پیش‌بینی گردید تا با مقایسه مدل پیش‌بینی و موجود میزان دقت مدل در پیش‌بینی ارزیابی گردد. به همین منظور ابتدا ماتریس انتقال برای سال ۲۰۱۶ طبق جدول ۵، محاسبه گردید. ماتریس احتمال انتقال، احتمال تغییر یک سلول از یک نوع کاربری به نوع کاربری دیگر را در یک دوره زمانی مشخص نشان می‌دهد. ماتریس انتقال به صورت جدول متقاطع از نقشه‌های پوشش/ کاربری زمین (۲۰۲۴-۲۰۰۰) ساخته شد (جدول ۶). فاصله زمانی به کار رفته برای کالیبراسیون، ۸ سال برای ماتریس‌های تبدیل ۲۰۰۸-۲۰۰۰ جهت ارزیابی دقت مدل لحاظ شد.

همان‌طور که در جدول فوق ملاحظه می‌شود، دقت کلی طبقه‌بندی معادل ۰/۹۴ و ضریب کاپای طبقه‌بندی نیز معادل ۰/۹۱۲ درصد برآورد شد. این دقت بالا به بیش‌تر به این دلیل است که در این روش، علاوه بر استفاده از اطلاعات طیفی، از اطلاعات مربوط به محتوا، شکل، بافت و تن نیز برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود؛ بنابراین با بهره‌گیری از اطلاعاتی غیر از ارزش‌های عددی در طبقه‌بندی تصاویر، موجبات افزایش دقت طبقه‌بندی می‌شود.

پیش‌بینی تغییرات پوشش/ کاربری اراضی با مدل

CA-Markov

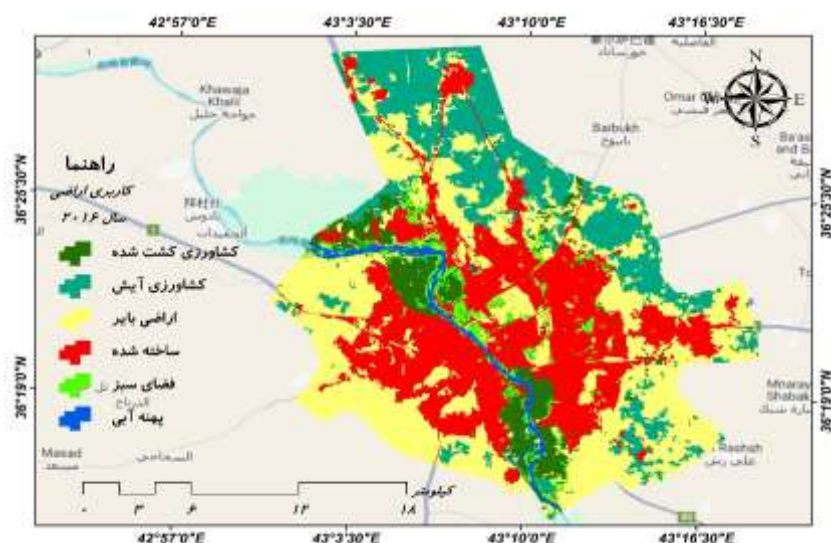
در ادامه روند پردازش و پیش‌بینی تغییرات آتی کاربری‌ها، نقشه کاربری اراضی هر چهار دوره در فرمت tiff به محیط نرم‌افزار Terrset وارد شدند و با استفاده از سول‌های خودکار مارکوف (CA-Markov) تغییرات برای سال ۲۰۵۰ مدل‌سازی شد.

جدول ۵. ماتریس انتقال تغییر کاربری اراضی بین سال‌های ۲۰۰۸-۲۰۰۰

احتمالات تبدیل						۲۰۰۸-۲۰۰۰
کشاورزی آیش	اراضی بایر	ساخته شده	فضای سبز	کشاورزی کشت شده	پهنه‌های آبی	
۰/۶۸۷۰	۰/۲۵۹۹	۰/۰۴۳۷	۰/۰۰۰۸	۰/۰۰۸۵	۰/۰۰۰۰	کشاورزی آیش
۰/۲۰۱۶	۰/۶۶۹۴	۰/۱۲۱۱	۰/۰۰۳۵	۰/۰۰۴۲	۰/۰۰۰۲	اراضی بایر
۰/۰۱۰۹	۰/۲۵۹۷	۰/۷۰۶۰	۰/۰۰۵۰	۰/۰۱۸۳	۰/۰۰۰۰	ساخته شده
۰/۰۱۳۳	۰/۱۳۹۶	۰/۲۵۶۵	۰/۵۳۵۲	۰/۰۴۴۵	۰/۰۱۱۰	فضای سبز
۰/۰۲۱۷	۰/۰۴۷۵	۰/۱۱۴۶	۰/۱۴۱۲	۰/۶۷۴۳	۰/۰۰۰۶	کشاورزی کشت شده
۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۱۵۱۸	۰/۰۰۰۰	۰/۰۰۰۰	۰/۸۴۸۲	پهنه‌های آبی
Time interval 1: 8						Time interval 2: 8
Proportional error:0.15						

مطابق شکل ۱۱، محاسبه گردید.

پس از محاسبه ماتریس انتقال، کاربری اراضی برای سال ۲۰۱۶



شکل ۱۱. پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۱۶ جهت بررسی دقت مدل پیش‌بینی CA Markov

جدول ۶. تفاوت وضعیت کاربری اراضی پیش‌بینی شده توسط مدل با وضعیت موجود کاربری اراضی

نوع کاربری	مساحت (Km2) سال ۲۰۱۶ وضعیت موجود	مساحت (Km2) سال ۲۰۱۶ پیش‌بینی شده	تفاوت (Km2)	درصد تفاوت
کشاورزی کشت شده	۲۹/۵۷۰۴	۷/۸۴۱	۲۹/۵۴۱	۶/۶۹۵
اراضی بایر	۱۴۵/۷۹۴۵	۵۰/۲۷۰	۱۶۶/۶۲۶	۳۷/۷۶۵
ساخته شده	۱۴۵/۶۱۷۳	۱/۱۴۷	۱۳۱/۹۲۰	۲۹/۸۹۹
اراضی آیش	۸۲/۸۳۶۹	۳۵/۸۶۱	۸۷/۲۴۴	۱۹/۷۷۳
فضای سبز	۱۹/۰۸۶۳	۴/۸۵۸	۱۷/۲۶۳	۳/۹۱۳
پهنه آبی	۸/۳۷	-۰/۲۳	۸/۶۲۸	۱/۹۵۵
مجموع	۴۴۱/۲۷۵۴	۱۰۰	۴۴۱/۲۲۲	۱۰۰

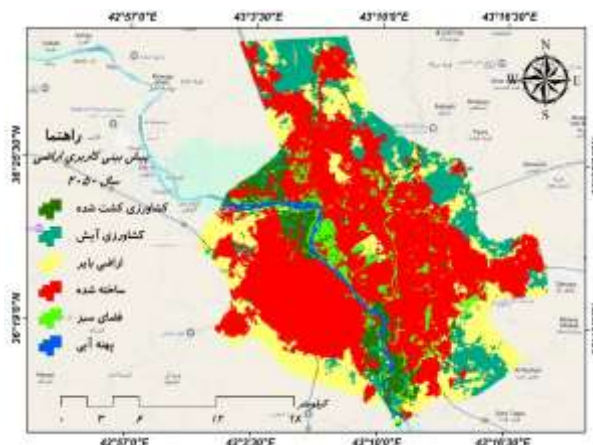
گردید. دقت کلی مدل ۸۶/۵۱ درصد و ضریب کاپا ۰/۸۱ محاسبه شد که نشان‌دهنده عملکرد مطلوب مدل در شبیه‌سازی تغییرات مکانی است. پس از تأیید اعتبار مدل، ماتریس انتقال بازه ۲۰۰۰-۲۰۲۴ تهیه و با اعمال فیلتر همسایگی ۵×۵ و ۱۵ بار تکرار، نقشه کاربری اراضی برای سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی شد.

اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی Ca markov

برای اعتبارسنجی مدل CA-Markov، ابتدا توانایی آن در پیش‌بینی تغییرات گذشته مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور، نقشه کاربری اراضی سال ۲۰۱۶ با استفاده از داده‌های سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۰۸ شبیه‌سازی و با نقشه واقعی سال ۲۰۱۶ مقایسه

جدول ۷. ماتریس احتمال تغییر کاربری اراضی بین سال‌های ۲۰۰۰-۲۰۲۴

۲۰۲۴-۲۰۰۰	احتمالات تبدیل				
آیش	کشاورزی کشت شده	اراضی بایر	ساخته شده	فضای سبز	کشت شده
۰/۴۱۱۴	۰/۲۲۶	۰/۳۳۲۳	۰/۰۰۹۶	۰/۰۲۰	۰/۰۰۰۰
۰/۱۲۰۷	۰/۳۴۱	۰/۴۹۲۵	۰/۰۲۳۹	۰/۰۲۱	۰/۰۰۰۸
۰/۰۲۹۸	۰/۰۲۱	۰/۸۱۹۱	۰/۰۶۴۳	۰/۰۶۴	۰/۰۰۰۳
۰/۰۱۱۹	۰/۰۴۹	۰/۳۸۱۲	۰/۴۹۹۹	۰/۰۴۵	۰/۰۱۲۱
۰/۰۸۱۰	۰/۰۰۹	۰/۲۸۳۰	۰/۱۷۱۰	۰/۴۵۲	۰/۰۰۳۹
۰/۰۰۴	۰/۰۰۰	۰/۰۹۶۴	۰/۰۰۰۹	۰/۰۷۶	۰/۸۲۵۵
Proportional error:0.15		Time interval 2: 26		Time interval 1: 24	

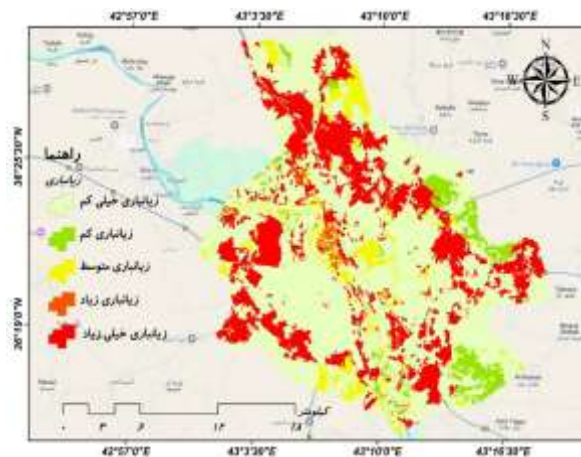
**شکل ۱۲. پوشش اراضی پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۵۰ با استفاده از مدل پیش‌بینی CA Markov****جدول ۸. مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل سال ۲۰۵۰**

کاربری اراضی	سال ۲۰۵۰ پیش‌بینی شده
کشاورزی کشت شده	۲۵/۷۰۶۵۱
اراضی بایر	۸۷/۱۶۸۳۹
ساخته شده	۲۳۵/۰۳۳۹
اراضی آیش	۶۱/۲۷۵۱۸
فضای سبز	۲۳/۴۱۹۴۵
پهنه آبی	۸/۵۷۷۹۱۶
مجموع	۴۴۱/۱۸۱۳

زیانباری

مطالعه زیانباری تغییرات کاربری اراضی، نقش کلیدی در ارزیابی پایداری توسعه سرزمین دارد. این مطالعات ضمن تعیین میزان تخریب‌پذیری اکوسیستم‌ها در برابر تغییرات انسانی، ابزاری کارآمد برای شناسایی مناطق حساس و پیش‌بینی روندهای آتی تخریب محیط زیست هستند. در شرایط کنونی که توسعه شتابان

شهری تعادل اکولوژیک را برهم زده، تحلیل زیانباری مبنای علمی مناسبی برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و سیاست‌های هوشمندانه توسعه فراهم می‌کند. چنین مطالعاتی به‌ویژه در مناطق نیمه‌خشک آسیب‌پذیری مانند موصل، از اهمیت مضاعفی برخوردار است.



شکل ۱۳. نقشه زیانباری تغییرات کاربری اراضی در شهر موصل بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴

جدول ۹. زیانباری تغییرات کاربری اراضی در شهر موصل بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴

زیانباری	مساحت	درصد
زیانباری خیلی کم	۲۷۷/۸۳۸۱	۶۲/۹۷۰۴۸
زیانباری کم	۲۱/۰۴۲	۴/۷۶۹۰۵۴
زیانباری متوسط	۲۹/۹۹۷	۶/۷۹۸۶۵۵
زیانباری زیاد	۵/۱۷۹۵	۱/۱۷۳۹۰۵
زیانباری خیلی زیاد	۱۰۷/۱۶۳	۲۴/۲۸۷۹۱
مجموع	۴۴۱/۲۱۹۶	۱۰۰

که می‌تواند در آینده به کانون‌های جدید تخریب محیطی تبدیل شود. این تغییرات پیامدهای مهمی داشته است: اولاً، توسعه شهری نامتوازن باعث کاهش ظرفیت محیطی شده است. ثانیاً، تبدیل زمین‌های کشاورزی و آیش به سایر کاربری‌ها (در مجموع حدود ۷٪) امنیت غذایی را تحت تأثیر قرار داده است. ثالثاً، افزایش فشار بر منابع آب و خاک، به‌ویژه در مناطق با زیانباری زیاد، چالش‌های جدی ایجاد کرده است. این تحولات نشان می‌دهد که موصل در آستانه یک گذار محیطی-کالبدی قرار دارد که مدیریت هوشمندانه آن می‌تواند از تشدید بحران‌های محیطی جلوگیری کند. موفقیت در این زمینه مستلزم همکاری بین بخشی، جلب مشارکت جامعه محلی و تخصیص منابع مالی کافی است. آینده موصل به توانایی برنامه‌ریزان و مدیران در ایجاد تعادل بین توسعه شهری و حفظ محیط زیست وابسته خواهد بود.

تحلیل تغییرات کاربری اراضی و زیانباری در شهر موصل طی دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ نشان‌دهنده دگرگونی‌های عمیق در ساختار فضایی و محیطی این شهر است. شهر موصل شاهد رشد چشمگیر مناطق شهری به قیمت کاهش اراضی طبیعی و کشاورزی بوده است. مهم‌ترین تحول، توسعه مناطق ساخته شده به‌ویژه از طریق تبدیل اراضی بایر (۱۶/۰۳۸٪) و زمین‌های آیش (۴/۸۶۲٪) بوده که منجر به شکل‌گیری الگوی گسترش افقی شهر شده است. این در حالی است که مناطق پایدار شهری بدون تغییر، ۲۸/۹۸٪ از مساحت را به خود اختصاص داده‌اند. همزمان، تحلیل زیانباری نشان می‌دهد که حدود ۲۵٪ از محدوده شهر (۱۰۷/۱۶۸ کیلومتر مربع) در معرض تخریب محیطی شدید قرار دارد که عمدتاً با زمین‌های بایر (۱۵/۹۸۸٪) و آیش تغییر یافته (۹/۱۱۴٪) مطابقت دارد. از سوی دیگر، ۶۲/۹۷٪ از مساحت شهر در دسته زیانباری خیلی کم قرار می‌گیرد که عمدتاً مربوط به مناطق شهری پایدار و فضاهای سبز است. نکته قابل تأمل، وجود ۶/۸٪ مساحت با زیانباری متوسط است

بحث و نتیجه‌گیری

تحلیل تغییرات کاربری اراضی در شهر موصل طی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ نشان‌دهنده تحولاتی اساسی در الگوهای فضایی و کاربری زمین است. در این مدت، افزایش مناطق ساخته شده و کاهش زمین‌های کشاورزی و فضای سبز به وضوح مشهود بوده است. مساحت مناطق ساخته شده از ۱۳۲/۳۸۰ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۲۳۴/۱۴۳ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ افزایش یافته که این رشد نامتوازن فراتر از روندهای متعارف شهرنشینی بوده و به‌طور مستقیم تحت تأثیر برنامه‌های فشرده و کوتاه‌مدت بازسازی پس از بحران‌ها قرار داشته است. همچنین زمین‌های کشاورزی از ۳۳/۶۵۷ کیلومتر مربع به ۲۵/۷۰۹ کیلومتر مربع کاهش یافته که نشان‌دهنده ۲۴٪ کاهش در اراضی زراعی است و این تغییر عمده ناشی از گسترش شهرنشینی و همچنین تخریب زیرساخت‌های آبی و تغییر ترجیحات معیشتی در پی جنگ می‌باشد. اراضی بایر نیز با کاهش تقریباً ۴۷٪ از ۱۶۵/۹۱۹ کیلومتر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۸۷/۸۱۳ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۴ مواجه شده‌اند که نشان‌دهنده تبدیل مستقیم و گسترده این اراضی به توسعه‌های شهری، به‌ویژه در دوره بازسازی و حاکی از ضعف مکانیزم‌های نظارتی بر کاربری زمین است.

در زمینه منابع آبی و فضای سبز، مساحت اراضی آبی از ۸/۹۵۱ کیلومتر مربع به ۵/۳۱۶ کیلومتر مربع و فضای سبز از ۸/۷۶۷ کیلومتر مربع به ۶/۱۴۷ کیلومتر مربع کاهش یافته است که این تغییرات یک چرخه معیوب تشدیدکننده ایجاد کرده است: کاهش پوشش گیاهی و منابع آب، دمای سطح و آسیب‌پذیری زیست‌محیطی شهر را به‌طور همزمان افزایش می‌دهد. از طرفی تحلیل زیانباری تغییرات نشان می‌دهد که توسعه سریع شهری و تبدیل اراضی کشاورزی و بایر به مناطق ساخته شده (با سهم ۲۲/۶۲٪) منجر به تخریب محیطی شده و ۲۴/۲۹٪ از مساحت شهر در طبقه‌بندی «زیانباری خیلی زیاد» قرار دارد. این سطح از تمرکز آسیب‌پذیری، یافته‌های مطالعات مشابه در مناطق خشک (مانند Khwarahm و همکاران، ۲۰۲۱; Abdelkarim, ۲۰۲۳) را تأیید می‌کند، با این تفاوت که شدت و تمرکز فضایی این الگوها در موصل به دلیل شرایط خاص پسا جنگ، برجسته‌تر و سریع‌تر بروز یافته است.

در مقایسه با مطالعات گذشته، نتایج این پژوهش در کلیت خود با یافته‌های پژوهشگران دیگر همراستا است. به‌عنوان مثال، فتحی‌زاد و همکاران (۱۳۹۳) و درویشی و همکاران (۲۰۲۳) نیز بر روند کاهش

پوشش‌های طبیعی و افزایش مناطق ساخته شده تأکید کرده‌اند. با این حال مطالعه حاضر نشان می‌دهد که در موصل این تغییرات صرفاً در چارچوب رشد تدریجی شهرنشینی قابل تبیین نیست، بلکه شتاب و الگوی مستقیم تبدیل اراضی بایر و کشاورزی به مناطق ساخته شده، نقشی تعیین‌کننده‌تر دارد. این امر یافته‌های عقیفی و همکاران (۱۴۰۱) در مورد عوامل اقتصادی-اجتماعی مؤثر بر توسعه را تکمیل می‌کند و نشان می‌دهد در بسترهای پسا جنگ، «فوریت بازسازی فیزیکی» می‌تواند به عاملی تعیین‌کننده و گاهی مخرب برای تعادل اکولوژیک تبدیل شود. از این منظر نتایج پژوهش حاضر ضمن تأیید ادبیات موجود، ضرورت بازنگری در الگوهای تبیینی تغییر کاربری اراضی در شهرهای آسیب‌دیده از منازعات را برجسته می‌سازد.

تغییرات کاربری اراضی در موصل نه تنها به چالش‌های زیست‌محیطی منجر شده، بلکه بر جنبه‌های اجتماعی و اقتصادی نیز تأثیر گذاشته است؛ کاهش اراضی کشاورزی فعال و افزایش وابستگی به واردات غذا، امنیت غذایی را تهدید می‌کند. از سوی دیگر افزایش مناطق ساخته شده و کاهش فضای سبز به افزایش جزایر حرارتی و کاهش کیفیت هوا منجر شده است. به‌طور کلی، تحولات کاربری اراضی در موصل چالش‌های جدی در زمینه پایداری زیست‌محیطی، تاب‌آوری شهری و عدالت فضایی ایجاد کرده است. برای تضمین توسعه پایدار، نیاز به مدیریت یکپارچه و مبتنی بر شواهد منابع آب، حفظ و احیای فضاهای سبز شهری و برنامه‌ریزی دقیق و مشارکتی برای توسعه شهری احساس می‌شود. این پژوهش با ارائه تحلیل کمی و فضایی دقیق، پایه‌ای ضروری برای چنین برنامه‌ریزی‌هایی فراهم می‌کند. در صورت عدم توجه به این چالش‌ها، موصل با مشکلات جدی‌تر زیست‌محیطی و کاهش کیفیت زندگی مواجه خواهد شد.

با توجه به نتایج به‌دست آمده، اتخاذ مجموعه‌ای از راهکارهای مدیریتی و برنامه‌ریزی فضایی برای کنترل روند تغییرات کاربری اراضی در شهر موصل ضروری به نظر می‌رسد. تدوین و اجرای طرح‌های کاربری زمین مبتنی بر داده‌های سنجش از دور و GIS می‌تواند به پایش مستمر تغییرات و جلوگیری از گسترش نامتوازن مناطق ساخته شده کمک کند. همچنین استفاده از سامانه‌های پایش ماهواره‌ای و به‌روزرسانی منظم پایگاه‌های داده مکانی، امکان تصمیم‌گیری دقیق‌تر در مدیریت توسعه شهری را فراهم می‌کند.

References

- Abdelkarim, A. (2025). Monitoring and forecasting of land use/land cover (LULC) in Al-Hassa Oasis, Saudi Arabia based on the integration of the Cellular Automata (CA) and the Cellular Automata-Markov Model (CA-Markov). *Geology, Ecology, and Landscapes*, 9(1), 13-44. <https://doi.org/10.1080/24749508.2022.2163741>

- Abdulrazaq, T., & Stansfield, G. (2016). The day after: What to expect in post-Islamic state Mosul. *The RUSI Journal*, 161(3), 14-20. <https://doi.org/10.1080/03071847.2016.1184013>
- Afifi, M. M., & et al. (2022). Investigating the environmental approach in modeling land use changes in Babak city using satellite images, multi-criteria assessment and Markov chain (1997–2021). *Geography and Environmental Studies*, 500(1), 0. (In Persian)
- Al-Ameri, R. A., Sabah, N., & Al-Baaj, G. A. J. (2024). *Computing and Predicting the Vegetation Cover Using NDVI under the Conditions of Climate Changes*, for the Period 2000-2024: A Case Study, Karbala City, Iraq”.
- Alganci, U., Aldogan, C. F., Akın, Ö., & Demirel, H. (2024). Application of artificial intelligence in prediction of future land use/land cover for cities in transition: a comparative analysis. *Environment, Development and Sustainability*, 1-23. <https://doi.org/10.1007/s10668-024-05743-7>
- Almohamad, H., & Alshwesh, I. O. (2023). Evaluation of index-based methods for impervious surface mapping from Landsat-8 to cities in dry climates; A case study of buraydah city, KSA. *Sustainability*, 15(12), 9704. <https://doi.org/10.3390/su15129704>
- Arvor, D., Durieux, L., Andrés, S., & Laporte, M. A. (2013). Advances in Geographic Object-Based Image Analysis with ontologies: A review of main contributions and limitations from a remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82, 125-137.
- Azhand, D., Pirasteh, S., Varshosaz, M., Shahabi, H., Abdollahabadi, S., Teimouri, H., ... & Li, W. (2024). Sentinel 1a-2a incorporating an object-based image analysis method for flood mapping and extent assessment. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 10, 7-17.
- Bouhennache, R., Bouden, T., Taleb-Ahmed, A., & Cheddad, A. (2019). A new spectral index for the extraction of built-up land features from Landsat 8 satellite imagery. *Geocarto International*, 34(14), 1531-1551. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1497094>
- Dapke, P. P., Nagare, S. M., Quadri, S. A., Bandal, S. B., Gaikwad, R. M., & Baheti, M. R. (2025, February). Seasonal Analysis of Vegetation, Moisture, Urbanization, and Land Surface Temperature (LST) Using NDVI, NDMI, NDWI, and NDBI Indices: A Case Study of Sillod, Maharashtra. In 2025 International Conference on Computational, *Communication and Information Technology (ICCCIT)*, 753-760. <https://doi.org/10.1109/ICCCIT62592.2025.10928110>
- Darvishi, Y., Hosseini, O., Razaghi, Z. (2023). Modeling and predicting land use changes by combining vegetation cover indicators and scenarios based on the Markov chain model in peri-urban protected areas. *Geographical Space*. 23 (83):210-223. (In Persian)
- Drăguț, L., & Blaschke, T. (2006). Automated classification of landform elements using object-based image analysis. *Geomorphology*, 81(3-4), 330-344.
- Duca, H. N., Lamb, N. Q., Đurca, H. N., & Lâmb, N. Q. Remote sensing-based monitoring of land cover changes along the expressway project in Da Nang using geospatial analysis and machine learning.
- Eastman, J.R. (2012). *IDRISI Selva Manual*. Clark Labs, Clark University.
- Fassnacht, F. E., Hartig, F., Latifi, H., Berger, C., Hernández, J., Corvalán, P., & Koch, B. (2014). Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass. *Remote sensing of environment*, 154, 102-114.
- Fathi Zad, H., Karimi, H., Taze, M., & Tavakoli, M. (2014). Predicting land use and land cover changes using satellite data and Markov chain model (Case study: Doiraj basin, Ilam province). *Desert Management*. 2(3), 61-76. (In Persian)
- Goel, A., & Mahajan, S. (2017). Comparison: KNN & SVM algorithm. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, 5(12), 165–168.
- Hinojosa-Espinoza, S. I., Gallardo-Salazar, J. L., Hinojosa-Espinoza, F. J., & Meléndez-Soto, A. (2021). Evaluación de parámetros de segmentación en OBIA para la clasificación de coberturas del

- suelo a partir de imágenes VANT. *Revista de teledetección*, (58), 89-103. <https://doi.org/10.4995/raet.2021.14782>
- Hossain, M.D., & Chen, D. (2019). *Segmentation for Object-based Image Analysis (OBIA): A Review of Algorithms and Challenges from Remote Sensing Perspective*. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*.
- Irani, T., Abghari, H., Rassouli, A. A. (2024). Analysis of Past and Future Land Use Change Trends in the Zolachai Watershed. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(2), 308-328. Doi: [10.22067/geoh.2024.88446.1494](https://doi.org/10.22067/geoh.2024.88446.1494)
- Kaimaris, D., & Patias, P. (2016). Identification and Area Measurement of the Built-up Area with the Built-up Index (BUI). *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, 5(1), 1844-1858.
- Karampour, M., Halabian, A., Hosseini, A., & Mosapoor, M. (2024). Comparing the performance of fuzzy operators in the object-based image analysis and support vector machine kernel functions for the snow cover estimation in Alvand Mountain. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(3), 1729-1737. <https://doi.org/10.1007/s00704-023-04724-6>
- 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>
- Kulkarni, K., Desai, P.K., et al. (2025). Comparison of Pixel-based and Object-based Image Analysis for LULC Classification of Satellite Images. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 73(2).
- Larkin, C., & Rudolf, I. (2024). Memory, violence and post-conflict reconstruction: rebuilding and reimagining Mosul. *Peacebuilding*, 12(3), 281-298. <https://doi.org/10.1080/21647259.2023.2247722>
- Li, Z., Chen, X., Shen, Z., & Fan, Z. (2022). Evaluating neighborhood green-space quality using a Building Blue-Green Index (BBGI) in Nanjing, China. *Land*, 11(3), 445.
- Lu, J., & Li, H. (2025). Can high-speed rail improve agricultural land use in China's counties? From the perspective of dynamic network two-stage model. *Land Use Policy*, 148, 107403.
- Meften, A. Q. (2022). *Youth in Iraq: FES MENA youth study: Results analysis*. <https://library.fes.de/pdffiles/bueros/amman/20070-20230223.pdf>
- Memarzadeh Kiani, A., & Daneshvar Fatah, F. (2024). Studying the process of agricultural land use changes in Shahriar township using remote sensing and GIS. *Journal of Natural Environment*, 76(4), 659-674. (In Pension). <https://doi.org/10.22059/jne.2023.354658.2522>
- Moghadam, H.S., & Helbich, M. (2013). Spatiotemporal urbanization processes in the megacity of Mumbai, India: A Markov chains-cellular automata urban growth model. *Applied Geography*, 40, 140-149.
- Moshtagheh Mehr, A. , Hejazi, A. and Karami, F. (2025). Investigation and modeling of land use changes in Mahabad county using Markov chain model. *Journal of Geography and Planning*, 29(91), 191-168. doi: [10.22034/gp.2024.60347.3231](https://doi.org/10.22034/gp.2024.60347.3231)
- Navulur, K. (2006). *Multispectral image analysis using the object-oriented paradigm*. CRC press.
- Nguyen, T. C. (2015). *Those who experience: Impacts of landscape transformation on the elderly in a peri-urban village, Vietnam* (P.HD Dissertation, University of Hawai'i at Manoa).
- Oanh, N. T., Dinh, N. T., & Anh, B. N. (2024). Applying GIS and Markov chain in establishing the land use change map and forecasting land use changes in Thach That district, Hanoi city. *Journal of Forestry Science and Technology*, 9(1), 096-105. <https://doi.org/10.55250/jo.vnuf.9.1.2024.096-105>
- Petropoulos, G. P., Arvanitis, K., & Sigrimis, N. (2012). Hyperion hyperspectral imagery analysis combined with machine learning classifiers for land use/cover mapping. *Expert systems with Applications*, 39(3), 3800-3809.

- Phan, T. T., Mai, T. H., & Nguyen, B. L. (2023). Assessing and forecasting land use changes based on applying GIS and Markov chain in Nhon Trach district, Dong Nai province. *Journal of Forestry Science and Technology*, 12(2), 146-155.
- Pontius, R.G., Huffaker, D., & Denman, K. (2004). Useful techniques of validation for spatially explicit land-change models. *Ecological Modelling*, 179, 445-461.
- Qasim, S., Saleem, U., Ahmad, B., Aziz, M. T., Qadir, M. I., Mahmood, S., & Shahzad, K. (2011). Therapeutic efficacy and pharmacoeconomics evaluation of pamidronate versus zoledronic acid in multiple myeloma patients. *J App Pharm*, 4(03), 438-452.
- Qi, B., Yu, M., & Li, Y. (2024). Multi-Scenario Prediction of Land-Use Changes and Ecosystem Service Values in the Lhasa River Basin Based on the FLUS-Markov Model. *Land*, 13(5), 597. <https://doi.org/10.3390/land13050597>
- Ramazan Kiasaj Mahalle, Roya, and Salehi. (2024). Monitoring and predicting land use changes and physical expansion of Rudsar city using the LCM and CA-Markov models. *"Sepehr" Geographic Information Scientific Research Quarterly*. (In Persian). <https://doi.org/10.22131/sepehr.2024.2023758.3064>
- Rikimaru, A., Roy, P. S., & Miyatake, S. (2002). Tropical forest cover density mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 23(1), 1-9.
- Roodgarmi, Pejman. (2024). Investigation of land cover/use changes in Tehran province using remote sensing data. *Land Management*, 12(1): 28-17. (In Persian)
- Salas, E. A. L., Kumaran, S. S., Bennett, R., Willis, L. P., & Mitchell, K. (2024). Machine learning-based classification of small-sized wetlands using Sentinel-2 images. *AIMS Geosciences*, 10(1), 62-79. <https://doi.org/10.3934/geosci.2024005>
- Tavakoli, S., Rahmani, B., & Anabestani, A. A. (2024). Evaluation and prediction of land use changes in Arak and surrounding villages using hybrid cellular automata-Markov chain model. *Preipheral Urban Spaces Development*, 6(2), 1-22.
- Tran, H. H., Tran, A. V., & Le, N. T. (2020). Study on land use changes, causes and impacts by remote sensing, GIS and Delphi methods in the coastal area of Ca Mau province in 30 years. *Journal of Mining and Earth Sciences*, 61(4), 36-45.
- UN Habitat. (2016). *City profile of Mosul, Iraq: Multi-sector assessment of a city under siege*.
- Ustuner, M., Sanli, F.B. and Dixon, B. (2015). Application of support vector machines for landuse classification using high-resolution rapideye images: A sensitivity analysis. *European Journal of Remote Sensing*, 48(1), 403-422. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20154823>
- Vosoughi Rad, L., Mirmousavi, S. H. and Asakerreh, H. (2024). Integration of Cellular Automata-Markov Chain model with multi-criteria analysis for simulating land use and land cover changes - Case study: west of Gilan Province. (e716090). *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, (), e716090 doi: [10.22131/sepehr.2024.2021622.3055](https://doi.org/10.22131/sepehr.2024.2021622.3055) (In Persian)
- Wang, S., Chang, J., Xue, J., Sun, H., Zeng, F., Liu, L., ... & Li, X. (2024). Coupling behavioral economics and water management policies for agricultural land-use planning in basin irrigation districts: Agent-based socio-hydrological modeling and application. *Agricultural Water Management*, 298, 108845.
- Wei, M., Qiao, B., Zhao, J. and Zuo, X. (2019). The area extraction of winter wheat in mixed planting area based on Sentinel-2 a remote sensing satellite images. *International Journal of Parallel, Emergent and Distributed Systems*, 35(3), 297-308. <https://doi.org/10.1080/17445760.2019.1597084>
- Wienert, S., Heim, D., Kotani, M., Lindequist, B., Stenzinger, A., Ishii, M., Hufnagl, P., Beil, M., Dietel, M., Denkert, C., & Klauschen, F. (2013). CognitionMaster: an object-based image analysis framework. *Diagnostic Pathology*, 8(1), 34. <https://doi.org/10.1186/1746-1596-8-34>
- Xu, H. (2008). A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 29(14), 4269-4276. <https://doi.org/10.1080/01431160802039957>

- Yang, C., Zhai, H., Fu, M., Zheng, Q., & Fan, D. (2024). Multi-Scenario Simulation of Land System Change in the Guangdong–Hong Kong–Macao Greater Bay Area Based on a Cellular Automata–Markov Model. *Remote Sensing*, 16(9), 1512.
- Yu, H., Zhu, D., Wan, S., Jiang, Y., Lu, C., Zhang, R., & Jia, Y. (2024, December). Detecting polder water surface dynamics using multi-source remote sensing data. *In Proceedings, MDPI*, 110(1), 19.
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International journal of remote sensing*, 24(3), 583-594. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>