Research Article

Agricultural Engineering., 49(1) (2026) 1- 18 ISSN (P): 2588-526X

DOI: 10.22055/agen.2025.50208.1783 ISSN (E): 2588-5944

Predicting Future Land Use Change Trends in Ahvaz County by 2040 Using a Cellular Automata-Markov Chain Model and Satellite Data

K. Andekaeizadeh[1], A. Asakereh[2*] and S. Hojati[3]

1. Ph.D. Student, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: andekaikorosh1991@gmail.com
2. 2. Associate Professor, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. E-mail: a.asakereh@scu.ac.ir
3. Professor, Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

Received: 19 July 2025…Accepted: 28 October 2025 *Corresponding Author: a.asakereh@scu.ac.ir

Abstract

Introduction Land-use change, driven primarily by anthropogenic activities and, to a lesser extent, natural factors, poses a critical environmental challenge that profoundly affects global ecosystems and human communities. Accurate identification of land-use change patterns is vital for the sustainable management of natural resources. Consequently, the integration of remote sensing technologies, Geographic Information Systems (GIS), and machine learning methods has become increasingly prevalent in monitoring these complex dynamics. Among the predictive tools, Markov chain models and Cellular Automata (CA)-based models are widely employed to simulate and forecast future land-use scenarios, with numerous researchers successfully utilizing them alongside satellite data across various regions. This study focuses on Ahvaz County, a region in Iran facing pressing challenges related to land-use change and environmental degradation. Given the growing importance of sustainable land management in Ahvaz County, and the necessity of anticipating the potential consequences of future development, proactive policy intervention is essential. Therefore, this research aims to predict the future land-use trend in Ahvaz County until the year 2040. Utilizing Google Earth imagery and a combined Cellular Automata-Markov Chain model, this study seeks to provide valuable, spatially explicit information for urban planners, environmental managers, and policymakers.

Materials and Methods The study area, located within the Khuzestan plains and including the counties of Ahvaz, Bavi, Karun, and Hamidieh, faces significant challenges, including water scarcity and environmental crises. In recent decades, urbanization coupled with industrial and agricultural development has led to significant land use changes in this region. This research focused on extracting land use maps for the period 2000–2020. The methodology employed a Convolutional Neural Network (CNN) implemented using Python software, specifically the TensorFlow library. Google Earth images were collected, labeled, and divided into three datasets (training, validation, and testing) for the CNN analysis. The U-Net model was employed for image

© 2026 The Author(s). Published by Shahid Chamran University of Ahvaz. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

segmentation and land use identification, utilizing ReLU and Softmax activation functions to enhance classification accuracy. The accuracy of the resulting land use maps was assessed using the Kappa coefficient and overall accuracy indices. To predict future land use changes, a Cellular Automata–Markov Chain model was utilized. This model overcomes the limitations of the standard Markov chain model by incorporating spatial information and the influence of neighboring cells. For the prediction, land use maps from 2000, 2007, 2014, and 2020 were input into the CA-Markov chain model to forecast land use status in 2040. The prediction process was conducted using IDRISI TerrSet 2020 software.

Results and Discussion This study employed convolutional neural networks to generate highly accurate land use maps for the years 2000 and 2020. Specifically, the 2020 map achieved a Kappa coefficient of 97.89% and an overall accuracy of 96/06%. The results indicate that over this 20-year period, man-made lands experienced a substantial increase of 251%, rising from 16124 hectares to 56635 hectares. This expansion is primarily attributed to population growth, the necessity for urban infrastructure development, and securing the food supply. Agricultural lands also expanded significantly, growing from 64451 hectares to 117530 hectares. Conversely, barren lands decreased dramatically, with their share of the total study area falling from 49.69% in 2000 to 36.63% in 2020. Future land use changes were predicted using the Cellular Automata–Markov chain model. The projections suggest that by 2040, man-made lands will grow to 79727 hectares, constituting 9.49% of the total area. Although this rate of increase is slower compared to the 2000–2020 period, it still represents a significant component of the projected land use transformation. Agricultural lands are expected to rise by an additional 17578 hectares, reaching a total of 135108 hectares, which will cover approximately 16.1% of the total area. In contrast, natural land uses such as pastures and barren lands are projected to decline: grasslands will decrease by 25108 hectares, and barren lands will shrink by 19348 hectares, resulting in final areas of 323634 hectares and 287553 hectares, respectively. These significant land use shifts could carry considerable ecological consequences, including reduced biodiversity and negative impacts on overall ecosystem structure.

Conclusion The application of the cellular automata-Markov model enables more accurate predictions; however, it is recommended to integrate this model with new technologies and scenario-based approaches to evaluate the interactive effects of various factors. In Ahvaz County, human pressures have resulted in an observable increase in man-made and agricultural lands, concurrent with a decrease in barren lands, underscoring the urgent need for sustainable land management strategies. Predictions for the year 2040 suggest that this trend- the expansion of man-made and agricultural areas alongside the diminishing extent of grasslands and barren lands- will continue, thereby necessitating comprehensive environmental policies. While the application of the Cellular Automata–Markov chain model facilitates more accurate predictions, it is recommended that this model be integrated with emerging technologies and scenario-based approaches to effectively evaluate the interactive effects of various influencing factors

Acknowledgment The authors would like to thank Shahid Chamran University of Ahvaz and the financial support of the Vice Chancellor for Research and Technology of Shahid Chamran University of Ahvaz in the form of a fund (SCU.AA99.29747).

Keywords: Spatial analysis, Remote sensing, Land use, Deep learning.

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی روند آتی تغییرات کاربری اراضی شهرستان اهواز تا سال ۲۰۴۰ میلادی با استفاده از مدل سلول‌های خودکار-زنجیره مارکوف و داده‌های ماهواره‌ای

کورش اندکائی زاده[۱]، عباس عساکره[۲*] و سعید حجتی[۳]

۱- دانشجوی دکتری رشته مکانیزاسیون کشاورزی، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران
۲- دانشیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران
۳- استاد گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، ایران

تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۲۸

پذیرش نهایی: ۱۴۰۴/۰۸/۰۶

کلمات کلیدی:
تحلیل مکانی،
سنجش از دور،
کاربری اراضی،
یادگیری عمیق

* عهده دار مکاتبات

Email: a.asakereh@scu.ac.ir

چکیده

تغییرات کاربری اراضی یکی از مفاهیم حیاتی در برنامه‌ریزی منطقه‌ای، مدیریت منابع طبیعی و دستیابی به توسعه پایدار است. در این پژوهش، روند تغییرات کاربری اراضی شهرستان اهواز در یک دوره زمانی ۲۰ ساله (۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰) مورد تحلیل قرار گرفت و سپس تا سال ۲۰۴۰ پیش‌بینی گردید. به‌منظور تهیه نقشه‌های کاربری اراضی، از تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث و شبکه عصبی پیچشی استفاده شد. صحت این نقشه‌ها با استفاده از شاخص‌های ضریب کاپا و دقت کلی ارزیابی شد. بر اساس نقشه‌های تهیه شده، از مدل سلول‌های خودکار- زنجیره مارکوف برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی تغییرات آتی تا سال ۲۰۴۰ بهره گرفته شد. نتایج صحت‌سنجی نشان‌دهنده دقت بالای طبقه‌بندی بود؛ به طوری که ضریب کاپا برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ به ترتیب ۹۴/۲۵ و ۹۷/۸۹ درصد و صحت کلی ۹۲/۷۸ و ۹۶/۰۶ درصد محاسبه گردید. تحلیل تغییرات بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ حاکی از آن است که اراضی انسان‌ساخت و کشاورزی به ترتیب با افزایش ۴۰۵۱۰ هکتار و ۵۳۰۷۹ هکتار، توسعه‌ی شتابانی را تجربه کرده‌اند. این افزایش در مقابل کاهش قابل توجه مساحت اراضی بایر رخ داده و عمدتاً ناشی از رشد جمعیت، توسعه شهری، و افزایش تقاضا برای زیرساخت‌ها و محصولات غذایی است. پیش‌بینی مدل سلول‌های خودکار- زنجیره مارکوف برای سال ۲۰۴۰، تداوم روند افزایشی اراضی انسان‌ساخت و کشاورزی و انقباض منابع طبیعی از قبیل اراضی بایر و مرتعی را نشان می‌دهد. این تغییرات گسترده در کاربری اراضی می‌تواند پیامدهای زیست‌محیطی قابل توجهی، از جمله کاهش تنوع زیستی و برهم خوردن تعادل اکولوژیک منطقه را به دنبال داشته باشد. یافته‌های این مطالعه بر ضرورت تدوین فوری سیاست‌های جامع مدیریت پایدار اراضی، استفاده از فناوری‌های نوین سنجش از دور و تلفیق مدل‌های پیش‌بینی برای کاهش پیامدهای منفی و ارائه راهکارهای بهینه مدیریتی در شهرستان اهواز تأکید می‌کند.

مقدمه

تغییر کاربری اراضی به عنوان یکی از مهم‌ترین و فراگیرترین چالش‌های زیست‌محیطی قرن حاضر، اثرات گسترده‌ای بر اکوسیستم‌ها، جوامع انسانی و فرآیندهای اقلیمی دارد (Adamo et al., 2021). این تغییرات، که عمدتاً ناشی از فعالیت‌های انسانی توسعه‌محور هستند، می‌توانند منجر به تخریب زیستگاه‌ها، کاهش شدید تنوع زیستی، دگرگونی الگوهای آب و هوایی منطقه‌ای، افزایش آسیب‌پذیری در برابر بلایای طبیعی و تهدید امنیت غذایی شوند (Adamo et al., 2021; Ahmad et al., 2023). در این میان، گسترش بی‌رویه شهرنشینی و توسعه مناطق مسکونی و صنعتی، به ویژه در دهه‌های اخیر، نقش محوری در تغییرات کاربری اراضی و افزایش فشارهای زیست‌محیطی ایفا کرده است (Ul Din and Mak, 2021). بنابراین، شناسایی دقیق الگوهای این تغییرات، درک عوامل پیشران آن‌ها، و پیش‌بینی روندهای آتی برای مدیریت پایدار منابع طبیعی و برنامه‌ریزی فضایی مؤثر، امری حیاتی است.

در عصر توسعه اقتصادی شتابان و رشد فزاینده جمعیت، درک عمیق‌تر از دینامیک تغییرات کاربری اراضی و پیش‌بینی مسیر آتی این تحولات، به ضرورتی اجتناب‌ناپذیر برای اتخاذ راهبردهای مدیریتی هوشمندانه و دستیابی به توسعه پایدار تبدیل شده است (Beillouin et al., 2022). در این راستا، فناوری‌های سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی به عنوان ابزارهایی قدرتمند در پایش، مدل‌سازی و شبیه‌سازی تغییرات تغییرات کاربری اراضی، مورد توجه گسترده محققان قرار گرفته‌اند (Lv et al., 2022). داده‌های ماهواره‌ای، به دلیل قابلیت پوشش وسیع، تکرارپذیری زمانی مناسب و دسترسی به اطلاعات در نواحی دورافتاده، ابزاری بی‌بدیل برای نقشه‌برداری دقیق انواع کاربری‌ها و پوشش‌های اراضی در طول زمان فراهم می‌آورند (Jensen, 2016).

با این وجود، تحلیل‌های صرفاً توصیفی و نقشه‌برداری گذشته، برای برنامه‌ریزی فضایی پیشگیرانه و مدیریت پایدار منابع کافی نیست. برای دستیابی به رویکردهای مؤثر، نیاز مبرم به مدل‌سازی و پیش‌بینی روندهای آتی این تغییرات بر اساس الگوهای گذشته و در نظر گرفتن عوامل مکانی مؤثر بر آن‌ها احساس می‌شود. در میان روش‌های متنوع مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی، مدل زنجیره مارکوف[1] به عنوان یک روش آماری پرکاربرد، برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی در طول زمان به کار می‌رود. این مدل، با استفاده از ماتریس‌های احتمال انتقال، امکان ارزیابی احتمال تغییر کاربری اراضی از یک وضعیت به وضعیت دیگر را فراهم می‌کند (Abiyat et al., 2021).

با این وجود، مدل زنجیره مارکوف به تنهایی فاقد قابلیت لحاظ کردن عوامل مکانی و فضایی مؤثر بر وقوع تغییرات کاربری اراضی است. از این رو، برای غلبه بر این محدودیت، ترکیب این مدل با روش‌های مبتنی بر خودکار[2] مورد توجه قرار گرفته است، زیرا سلول‌های خودکار قادر به لحاظ کردن قوانین مکانی و همسایگی در فرآیند شبیه‌سازی است (Ghalehteimouri et al., 2016). مدل‌های مبتنی بر سلول‌های خودکار بر اساس یک شبکه از سلول‌ها عمل می‌کنند که وضعیت هر سلول در گام‌های زمانی بعدی، تابعی از وضعیت فعلی خود و همسایگانش است. ادغام قابلیت‌های مکانی-زمانی مدل سلول‌های خودکار با قابلیت پیش‌بینی احتمالی مدل مارکوف، منجر به توسعه مدل ترکیبی سلول‌های خودکار-مارکوف[3] شده است (Atef et al., 2024). این مدل ترکیبی، با بهره‌گیری از توانایی‌های هر دو روش، امکان شبیه‌سازی واقع‌گرایانه‌تر و دقیق‌تری از الگوهای آتی تغییرات کاربری اراضی را فراهم ساخته و به عنوان یکی از روش‌های پیشرو در این حوزه شناخته می‌شود (Zhang et al., 2017).

1- Markov
2- Cellular Automata- CA
3- CA-Markov Chain

محققان متعددی از مدل زنجیره مارکوف و داده‌های ماهواره‌ای برای پایش و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی در مناطق مختلف جهان بهره برده‌اند. به عنوان مثال، رمضانی و جعفری (Ramezani and Jafari, 2014) با استفاده از این روش، تغییرات کاربری اراضی شهرستان اسفراین را بررسی و پیش‌بینی نموده‌اند. نجفی و همکاران (Najafi et al., 2015) به مقایسه روش‌های مختلف طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای برای استخراج نقشه کاربری اراضی حوضه آبخیز رودخانه‌های چشمه کیله-چالکرود تنکابن پرداختند. همچنین، موسوی و همکاران (Mousavi et al., 2016) به پایش و روندیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه ابرکوه یزد در بازه زمانی ۱۳۵۵ تا ۱۳۹۳ رسیدگی کردند و خوارزمی و همکاران (Kharazmi et al., 2016) تغییر کاربری اراضی در لاهور پاکستان را از سال ۱۹۹۴ تا ۲۰۲۴ مورد بررسی قرار داده و با استفاده از مدل CA-Markov، روند آتی تغییرات کاربری را برای سال‌های ۲۰۳۴ و ۲۰۴۴ پیش‌بینی کردند (Tahir et al., 2025). مطالعات دیگری در پاکستان، مانند پژوهش آصف و همکاران (۷) در بیابان‌های چولستان و تال پنجاب، نیز به استفاده از مدل CA-Markov برای بررسی تغییرات کاربری و پوشش زمین پرداخته‌اند. خوالده[1] (Khawaldah, 2016) نیز با به‌کارگیری همین مدل، تغییرات کاربری اراضی بخش غربی استان عمان را پیش‌بینی نمود. پولانیکاتیل و همکاران (Pullanikkatil et al., 2016) در مطالعه‌ای دیگر، نقشه کاربری اراضی حوضه لیکانگالا را به روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال تهیه کردند و نتایج نشان داد که فعالیت‌های انسانی نظیر جنگل‌زدایی در راستای گسترش زمین‌های کشاورزی، تأثیرات نامطلوبی بر اکوسیستم گذاشته و منجر به تخریب منطقه شده است. در ترکیه، آکسوی و کاپتان (Aksoy and Kaptan, 2021) تغییرات جنگل و کاربری/پوشش زمین را در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ بررسی کرده و تغییرات احتمالی در سال‌های ۲۰۳۰ و ۲۰۴۰ را با استفاده از سنجش از دور و مدل CA-Markov پیش‌بینی نمودند. جین و همکاران (Jain et al., 2016) نیز با بررسی تغییرات کاربری اراضی در دهلی هند، گزارش کردند که در فاصله سال‌های ۱۹۹۷ تا ۲۰۱۴، اراضی انسان‌ساخت افزایش یافته و اراضی کشاورزی و بایر کاهش یافته‌اند. ماریانتیکا و لین (Maryantika and Lin, 2017) با تصاویر لندست، تغییرات کاربری اراضی منطقه سیدوارجو اندونزی را طی سال‌های ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۵ پایش کردند و دریافتند که توسعه اقتصادی سریع، موجب بروز تغییرات چشمگیری در کاربری‌های اراضی، به‌ویژه گسترش سریع مناطق صنعتی و مسکونی شده است. سینگ و همکاران (Singh et al., 2025) در تحقیقی، تغییرات کاربری اراضی در بازه زمانی ۲۰۰۲ تا ۲۰۱۴ و تأثیر منفی آن بر روند افزایش دما و تخریب اکوسیستم شهری را با بهره‌گیری از تصاویر لندست بررسی نمودند؛ نتایج آن‌ها حاکی از کاهش مساحت اراضی کشاورزی، پهنه‌های آبی، مناطق جنگلی و پوشش گیاهی و افزایش مساحت بخش شهری در طول دوره مطالعاتی بود. دو و هوانگ (Du and Huang, 2017) به منظور بررسی اثرات محیطی و زیست‌محیطی تغییرات کاربری اراضی شهر هانگژو طی سال‌های ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۴، نقشه‌های کاربری اراضی را با استفاده از تصاویر لندست و روش حداکثر احتمال تهیه کردند و مشخص شد که مساحت ساختمان‌ها افزایش و مساحت زمین‌های زراعی، بیشه‌زار، باغستان و پهنه‌های آبی کاهش یافته است؛ این مطالعه گزارش می‌دهد که شهرنشینی سریع با تغییر کاربری اراضی، منجر به تخریب چشمگیر محیط زیست و اکوسیستم شده است.

شهرستان اهواز به عنوان یکی از مراکز جمعیتی و صنعتی مهم در جنوب غربی ایران، در سال‌های اخیر با چالش‌های متعددی در زمینه تغییر کاربری اراضی و مسائل زیست‌محیطی مواجه بوده است. موقعیت استراتژیک این منطقه در قلب دشت حاصلخیز خوزستان، همراه با منابع غنی هیدروکربنی و دسترسی به شبکه آبیاری گسترده، همواره آن را به کانونی برای فعالیت‌های اقتصادی و مهاجرت تبدیل کرده است. این تحولات، در کنار رشد طبیعی جمعیت و گسترش زیرساخت‌ها، منجر به تغییرات چشمگیری در الگوهای کاربری اراضی از جمله توسعه افقی شهر اهواز، گسترش شهرک‌های صنعتی، و تغییر

1- Khawaldah

کاربری اراضی زراعی مرغوب به کاربری‌های غیرکشاورزی شده است. از جمله مهم‌ترین چالش‌های موجود می‌توان به گسترش بی‌رویه شهرها، تبدیل اراضی کشاورزی به کاربری‌های مسکونی و صنعتی، و کاهش کیفیت منابع آب و خاک اشاره کرد (Amanpour et al., 2017; Zoratipour et al., 2023). با توجه به اهمیت مدیریت پایدار اراضی در این منطقه، انجام پژوهش‌هایی با هدف پیش‌بینی روند آتی تغییرات کاربری اراضی و ارائه راهکارهای مناسب برای کاهش اثرات منفی این تغییرات، ضروری به نظر می‌رسد.

با توجه به اهمیت روزافزون مدیریت پایدار اراضی در شهرستان اهواز و لزوم پیش‌بینی پیامدهای احتمالی توسعه‌های آتی و برای اتخاذ تدابیر لازم، این پژوهش با هدف اصلی پیش‌بینی روند تغییرات کاربری اراضی شهرستان اهواز تا سال ۲۰۴۰ میلادی، با بهره‌گیری از تصاویر گوگل ارث و مدل ترکیبی سلول‌های خودکار-زنجیره مارکوف انجام شده است. نتایج حاصل از این پژوهش، اطلاعات ارزشمندی را برای برنامه‌ریزان شهری، مدیران محیط‌زیست و سیاست‌گذاران، در راستای تدوین راهبردهای مؤثر برای مدیریت بهینه منابع، کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی و دستیابی به توسعه پایدار در شهرستان اهواز فراهم خواهد آورد و به شناخت بهتر دینامیک‌های فضایی و ارائه راهکارهای عملیاتی برای مواجهه با چالش‌های آتی کمک شایانی خواهد نمود.

مواد و روش‌ها

موقعیت جغرافیایی منطقه

منطقه مورد مطالعه این پژوهش، که در جلگه خوزستان واقع شده است، شامل شهرستان‌های اهواز، باوی، کارون و حمیدیه می‌باشد. لازم به ذکر است که پیش از سال ۱۳۸۸، تمامی این واحدها تحت قلمرو شهرستان اهواز قرار داشتند. اهمیت این منطقه از منظر منابع آبی به دلیل عبور سه رودخانه اصلی کارون، کرخه و دز است که شریان‌های حیاتی تأمین آب مورد نیاز اراضی کشاورزی منطقه را تشکیل می‌دهند.

از منظر اقلیم‌شناسی، منطقه عموماً دارای آب‌وهوای گرم با زمستان‌هایی معتدل و ملایم است. میزان بارش سالانه به‌طور میانگین حدود ۲۰۰ میلی‌متر برآورد می‌شود که گرایش به افزایش اندک بارش در جهت شمال شرقی نسبت به جنوب غربی مشاهده می‌گردد. در حوزه کشاورزی، تولیدات اصلی شامل گندم، جو، برنج، نخیلات، سبزی‌ها و صیفی‌جات است. با این حال، بخش کشاورزی این منطقه با چالش‌های اساسی نظیر کمبود منابع آبی و بحران‌های زیست‌محیطی از جمله پدیده شوری اراضی و کاهش ذخایر آبی روبرو است.

در دهه‌های اخیر، توسعه فزاینده شهرنشینی- که با گسترش ساخت‌وسازهای جدید، احداث بزرگراه‌ها و شکل‌گیری مناطق مسکونی همراه بوده است- بر چشم‌انداز منطقه سایه افکنده است. این گسترش شهری، توأم با توسعه بخش‌های صنعتی و خدماتی، منجر به تغییر کاربری زمین از حالت طبیعی و اراضی کشاورزی به اراضی مسکونی، صنعتی و تجاری شده است. منطقه به واسطه موقعیت استراتژیک، نزدیکی به منابع نفتی و قرارگیری در مسیر گذرگاه‌های تجاری، اهمیت اقتصادی و صنعتی ویژه‌ای برای کشور ایران دارد. علاوه بر ابعاد اقتصادی، تنوع کاربری اراضی منطقه از منظر زیست‌محیطی نیز قابل تأمل است؛ همزیستی اراضی کشاورزی، تالاب‌ها، مناطق بیابانی و سکونت‌گاه‌های شهری، الگوی کاربری زمین در این پهنه را بسیار پیچیده و چندوجهی ساخته است.

استخراج کاربری اراضی با استفاده از یادگیری عمیق

فرآیند استخراج نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی برای سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۷، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰ با بهره‌گیری از روش‌های یادگیری عمیق، به‌طور مشخص شبکه عصبی پیچشی، پیاده‌سازی گردید. کلیه مراحل پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری عمیق

جهت شناسایی تغییرات کاربری اراضی، از آماده‌سازی داده‌های اولیه تا آموزش و ارزیابی نهایی مدل، در محیط برنامه‌نویسی پایتون انجام پذیرفت. برای اجرای این روش، از محیط آنلاین پایتون و کتابخانه‌های مرتبط با یادگیری عمیق، به‌ویژه TensorFlow، استفاده شد. به‌کارگیری TensorFlow در پایتون برای طبقه‌بندی و شناسایی تغییرات کاربری اراضی، یکی از کاربردهای پیشرفته و کلیدی حوزه پردازش تصویر ماهواره‌ای و سنجش از دور محسوب می‌شود که دقت تفکیک مکانی عوارض را به شکل قابل توجهی ارتقا می‌دهد.

شکل ۱ طرح‌واره‌ای از مراحل تحلیل و استخراج نقشه‌های کاربری اراضی را نشان می‌دهد. این شکل، روند کلی تحلیل کاربری اراضی را به تصویر می‌کشد. مراحل کلی پیاده‌سازی معماری شبکه عصبی پیچشی برای کاربری اراضی شامل جمع‌آوری و آماده‌سازی داده، انتخاب معماری شبکه، آموزش مدل، ارزیابی مدل و تولید نقشه‌های کاربری اراضی بود. در مرحله جمع‌آوری و آماده‌سازی داده، استخراج تصاویر از Google Earth، برچسب‌گذاری دقیق کاربری اراضی، تقسیم داده‌ها (تصاویر برچسب‌گذاری شده) به مجموعه‌های آموزش (۷۰ درصد)، اعتبارسنجی (۱۰ درصد) و تست (۲۰ درصد) و تبدیل تصاویر به فرمت مناسب برای ورود به شبکه (برش به قطعات کوچک) انجام شد. کاربری اراضی که در این مطالعه در نظر گرفته شد شامل مناطق انسان‌ساخت، پهنه‌های آبی، اراضی کشاورزی، اراضی بایر و مراتع (علفزارها) می‌باشند. در این مطالعه اراضی با پوشش گیاهی پراکنده، درخچه‌ای و حتی سطوح سنگ‌ریزه‌ای به عنوان اراضی مرتع در نظر گرفته شدند.

در مراحل آماده سازی داده‌ها برای توسعه مدل یادگیری عمیق فرایندهایی طبق جدول ۱ بر روی تصاویر انجام شد که شامل دریافت تصاویر با رزولوشن ۴ کی به صورت فایل PNG، نرمال‌سازی، تبدیل لایه‌های زاید یا سیاه و سفید به RGB، داده‌افزایی و استخراج ویژگی‌های مکانی بود. داده‌افزایی موجب افزایش تنوع داده‌ها و جلوگیری از بیش‌برازش[1] مدل می‌شود.

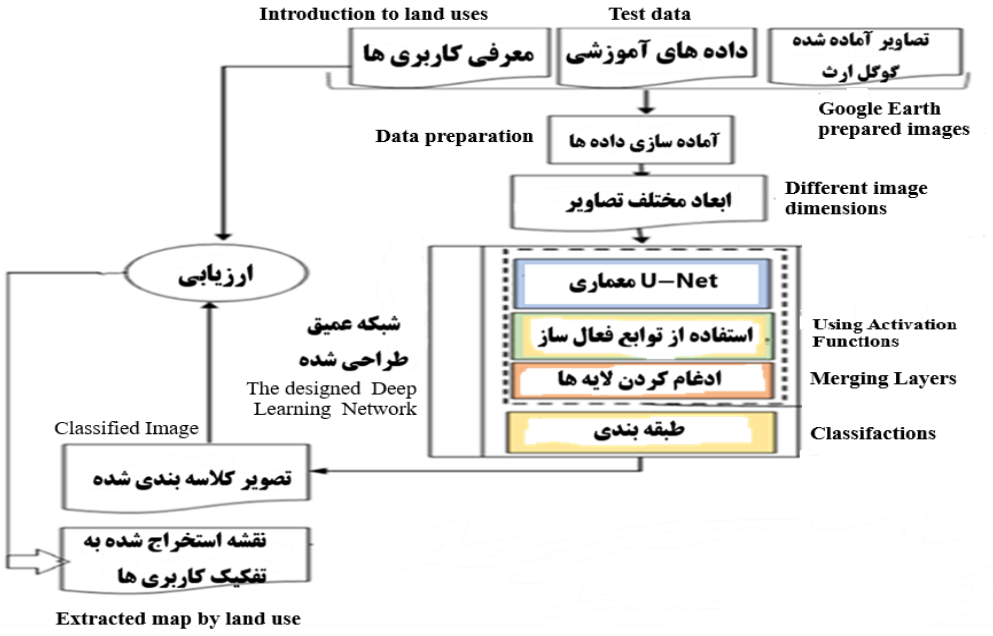


Figure 1. The designed deep learning network in land use segmentation

1- Overfitting

Table 1. Steps to prepare Google Earth images

Steps	Description
Image Preparation	with 4K resolution as a PNG file
Normalization	All pixels were converted to the range [0, 1] or [-1, 1]
Color Space Conversion	If the image was grayscale or had redundant layers, it was converted to RGB.
Data Augmentation	Data augmentation by applying transformations such as rotation and cropping. With this method, several new images are created from one image, which improves the performance of the deep learning model

در این پژوهش، از معماری U-Net برای پیاده‌سازی و کدنویسی مدل بخش‌بندی[1] تصاویر استفاده گردید. این معماری به‌واسطه ساختار U–شکل خود، به یکی از محبوب‌ترین مدل‌ها در حوزه بخش‌بندی تصاویر در سنجش از دور تبدیل شده است. این معماری از دو مسیر اصلی انقباضی و انبساطی تشکیل شده است. مسیر انقباضی وظیفه استخراج ویژگی‌های سلسله‌مراتبی تصویر را بر عهده دارد. در این بخش، لایه‌ها از طریق عملیات ادغام[2] به‌تدریج ابعاد فضایی تصویر را کاهش داده و اطلاعات غنی‌تری از ویژگی‌های سطح بالا را استخراج می‌کنند. در مسیر انبساطی، ابعاد فضایی تصویر به‌تدریج از طریق عملیات افزایش ابعاد افزایش می‌یابد. این مسیر، ویژگی‌های استخراج‌شده در مسیر انقباضی را با لایه‌های افزایشی ترکیب می‌کند تا نقشه دقیق کاربری اراضی بازسازی شود. عنصر حیاتی در U-Net، اتصالات پرشی است که مستقیماً بین مسیر انقباضی و مسیر انبساطی در سطوح مشابه برقرار می‌شود. این اتصالات موجب می‌شوند که جزئیات فضایی و لبه‌های دقیق از لایه‌های اولیه حفظ شده و با اطلاعات معنایی عمیق‌تر ترکیب گردند؛ نتیجه این ترکیب، افزایش چشمگیر دقت نهایی در فرآیند بخش‌بندی است. این معماری با بهره‌گیری از بلوک‌های کانولوشن استاندارد و تابع فعال‌سازی ReLU[3] (واحد خطی یکسوساز)، عملکرد قابل ملاحظه‌ای در شناسایی الگوهای پیچیده کاربری اراضی از خود نشان می‌دهد (Farhangi et al., 2024).

منظور از توابع فعال‌ساز، به‌کارگیری دو تابع ReLU و Softmax است. تابع ReLU یکی از توابع فعال‌سازی پرکاربرد در شبکه‌های عصبی پیچشی است. در حوزه طبقه‌بندی کاربری اراضی روی نقشه (مثلاً شناسایی مناطق مسکونی، کشاورزی، جنگل و غیره)، ReLU نقش مهمی در بهبود عملکرد شبکه دارد. شبکه‌های عصبی پیچشی برای تشخیص الگوهای پیچیده (مانند تشخیص بلوک‌های شهری، رودخانه‌ها یا جنگل‌ها در نقشه) نیاز به قابلیت‌های غیرخطی دارند. تابع ReLU به صورت رابطه ۱ توصیف می‌شود. این تابع مقادیر منفی را صفر می‌کند ولی مقادیر بزرگتر از صفر را تغییر نمی‌دهد. بدین صورت بسیاری از نورون‌ها در طول محاسبات خاموش می‌مانند که موجب کاهش پیچیدگی و افزایش تفسیرپذیری مدل می‌شود.

$$ReLu; max\ (0, x) \quad (۱)$$

تابع فعال‌ساز دیگر مورد استفاده در شبکه عصبی پیچشی تابع Softmax است. این تابع به گونه‌ای طراحی شده است که درجه عضویت یا احتمال تعلق به تمامی کلاس‌های موجود، برای نمونه مورد نظر را تعیین می‌کند. تابع Softmax با استفاده از از رابطه ۲ بیان می‌شود.

$$P(y = j|x) = \frac{e^{x^t w_j}}{\sum_{K=1}^{K} e^{x^t w_j}} \quad (۲)$$

1- Segmentation
2- Pooling
3- Rectified Linear Unit

در رابطه ۲ احتمال عضویت به کلاس j ام برای بردار نمونه x با بردار وزن w در میان K کلاس موجود، محاسبه می‌گردد. لایه softmax توزیع احتمالاتی مربوط به کلاس‌های مختلف را در بازهٔ ۰ تا ۱ نرمال می‌کند و امکان بررسی و مقایسه احتمالات بین کلاس‌های مختلف و محاسبه آسان‌تر در هر تکرار آموزش را در اختیار قرار می‌دهد.

تفاوت میان تابع ReLU (واحد خطی یکسوساز) و Softmax در شبکه عصبی پیچشی، نه تنها در نحوه عملکرد ریاضی، بلکه در جایگاه کاربردی و هدف نهایی آن‌ها در معماری شبکه عصبی بسیار اساسی است. ReLU یک تابع فعال‌سازی میانی است که برای معرفی عدم خطی بودن به شبکه در لایه‌های پنهان استفاده می‌شود. این ویژگی برای توانمند ساختن شبکه جهت یادگیری روابط پیچیده و الگوهای غیرخطی در داده‌ها حیاتی است. این تابع خروجی‌های منفی را صفر و خروجی‌های مثبت را بدون تغییر عبور می‌دهد. از سوی دیگر Softmax یک تابع فعال‌سازی خروجی است که به طور خاص در لایه نهایی شبکه‌هایی که برای مسائل طبقه‌بندی چندکلاسه[1] طراحی شده‌اند (مانند استخراج نقشه کاربری اراضی)، به کار می‌رود. این تابع، خروجی‌های خام[2] شبکه را به توزیع احتمال تبدیل می‌کند؛ به طوری که مجموع احتمالات تعلق هر نمونه (در اینجا، هر پیکسل) به تمام کلاس‌های موجود، دقیقاً برابر با عدد یک باشد. در نهایت، کلاس کاربری در نظر گرفته می‌شود که بالاترین احتمال تعلق را به آن اختصاص داده شده باشد.

ادغام لایه‌ها در شبکه‌های عصبی به معنای ترکیب اطلاعات از دو یا چند لایه مختلف است تا ویژگی‌های بیشتری از تصویر به مدل منتقل شود. این فرآیند در مسائل مربوط به تصاویر ماهواره‌ای و تعیین کاربری اراضی، بسیار مؤثر است. در تشخیص کاربری اراضی، مدل باید قادر باشد، الگوهای محلی دقیق مانند شکل بناها و نوع خاک را تشخیص دهد و همزمان زمینه و زیرساخت کلی منطقه، مانند الگوی شهری یا جنگل‌های گسترده را شناسایی کند. برای دستیابی به این دو هدف، اطلاعات استخراج شده از لایه‌های مختلف شبکه (لایه‌های سطح پایین و بالا) با هم ترکیب می‌شوند.

توابع هزینه در شبکه‌های عصبی برای اندازه‌گیری تفاوت بین پیش‌بینی‌های مدل و مقادیر واقعی داده‌ها استفاده می‌شوند. هدف از آموزش مدل، کمینه‌سازی این تابع هزینه است تا مدل بتواند با دقت بیشتری پیش‌بینی کند. در این مطالعه از تابع Cross-Entropy Loss استفاده شد (رابطه ۳) که در مسائل بخش‌بندی تصاویر رقومی یا طبقه‌بندی پیکسل به پیکسل در مطالعات شناسایی تغییرات کاربری اراضی به طور گسترده استفاده می‌شود.

$$L = -\sum_{i=1}^{C} Y_i log p_i \qquad (۳)$$

L تابع هزینه، جایی که C تعداد کلاس‌ها، Y_i برچسب‌گذاری واقعی (۰ و ۱) و P_i احتمال پیش‌بینی برای هر کلاس را نشان می‌دهد. بهینه‌ساز نحوه به‌روزرسانی وزن‌ها را تعیین می‌کند که در این مطالعه از بهینه‌ساز Adam Optimizer استفاده شد. تعداد اپوک‌ها با توجه تعداد تصاویر و سایز تصاویر ۲۰۰ اپوک انتخاب و نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ در نظر گرفته شد.

آموزش مدل با استفاده از مجموعه آموزش و ارزیابی آن با مجموعه اعتبارسنجی در هر دوره[3] با هدف کاهش تابع زیان و افزایش دقت در مجموعه اعتبارسنجی انجام می‌شود.

برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی پیچشی، شاخص‌های کمی متعددی نظیر دقت، صحت، فراخوانی[4]، امتیاز F1 (میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی)، و ضریب اشتراک بر اجتماع[5] مورد استفاده قرار می‌گیرند. با این وجود، در زمینه

1- Multi-class Classification
2- Logits
3- Epoch
4- Recall
5- Intersection over Union - IoU

ارزیابی نتایج طبقه‌بندی کاربری اراضی مبتنی بر تصاویر ماهواره‌ای، دو معیار صحت کلی[1] و ضریب کاپا[2] به عنوان پرکاربردترین و معتبرترین سنجه‌ها شناخته می‌شوند. صحت کلی بیانگر نسبت کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده صحیح به کل پیکسل‌های مورد ارزیابی است و ضریب کاپا میزان توافق عملکرد مدل با وضعیت واقعی را پس از کسر توافق تصادفی اندازه‌گیری می‌کند. از این رو، ارزیابی نهایی مدل خروجی با استفاده از همین دو معیار اصلی صورت پذیرفت. صحت کلی و ضریب کاپا به ترتیب از روابط ۴ و ۵ محاسبه گردیدند (Riyahi et al., 2018).

$$OA = \frac{1}{N} \times \sum P_{ii} \quad (۴)$$

جایی که $\sum P_{ii}$ مجموع پیکسل‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند، N تعداد کل پیکسل‌های تصویر و OA شاخص صحت کلی را نشان می‌دهد.

$$K = (OA - \frac{1}{q}) \times (1 - \frac{1}{q}) \quad (۵)$$

جایی که K ضریب کاپا و q پیکسل‌هایی را نشان می‌دهند که به درستی طبقه‌بندی نشده‌اند. ضریب کاپا نشان دهنده توافق حاصل طبقه‌بندی با داده‌های واقعیت زمینی می‌باشد. دامنه این ضریب بین صفر و یک متغیر است و عدد یک بیان‌گر همسویی یا توافق صد درصد نقشه طبقه‌بندی شده با واقعیت زمینی می‌باشد.

مدل سلول‌های خودکار – مارکوف

زنجیره مارکوف دینامیک تغییرات کاربری زمین را از یک دوره زمانی به دوره زمانی بعدی توصیف می‌کند و به عنوان مبنایی برای نقشه‌سازی تغییرات آتی به کار می‌رود. این مدل‌سازی از طریق توسعه یک ماتریس احتمال انتقال بین کلاس‌های کاربری زمین در دو دوره زمانی متوالی انجام می‌گیرد.

چالش اصلی در کاربرد زنجیره مارکوف، ماهیت غیرمکانی آن است؛ به این معنی که این مدل در چارچوب خود، عنصر موقعیت‌گرایی و همجواری مکانی پیکسل‌ها را در فرآیند تغییرات لحاظ نمی‌کند. در مقابل، شبکه‌های سلولی خودکار سیستمی مبتنی بر قوانین محلی هستند که به طور ذاتی با پدیده‌های مکانی و پویا سروکار دارند. این شبکه‌ها وضعیت جدید هر سلول (پیکسل) را بر اساس قوانین حاکم بر وضعیت فعلی آن سلول و وضعیت همسایگانش تعیین می‌کنند. برای مدل‌سازی تأثیر مجاورت مکانی، از فیلتر سلول‌های خودکار برای توسعه یک عامل وزن‌دهی مجاورت مکانی استفاده می‌شود. این عامل، وضعیت سلول‌ها را بر اساس همسایگانشان تعدیل می‌کند، به طوری که مناطقی که از نظر مکانی به کاربری فعلی زمین نزدیک‌تر هستند، وزن بیشتری در تعیین وضعیت جدید دریافت کنند. فیلتر سلول‌های خودکار با حرکت به صورت یک پنجره متحرک بر روی تصویر بولین هر کلاس کاربری نقشه، یک تصویر جدید تولید می‌کند. در نهایت، با ضرب این تصویر وزنی در نقشه‌های شایستگی، نقشه‌های کاربری آتی بر اساس نزدیکی فاصله از کاربری فعلی به‌روزرسانی می‌شوند (Norouzi and Ansari, 2021). بر اساس احتمال شرطی فرمول بیز[3]، پیش‌بینی تغییر کاربری اراضی در مدل مارکوف با استفاده از رابطه ۶ محاسبه می‌شود (Ramezani and Jafari, 2014).

$$S(t+1) = P_{ij} + S(t) \quad (۶)$$

1- Overall Accuracy
2- Kappa Coefficient
3- Bayes

که در این رابطه، S(t) و S(t+1) حالت‌های سیستم در زمان t و t+1 هستند و p_{ij} ماتریس احتمال انتقال در یک حالت است که بر اساس رابطه ۷ محاسبه می‌شود.

$$p_{ij} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{bmatrix} (0 \leq p_{ij} < 1 \; and \; x_{j=1}^{N} p_{ij} = 1. (i.j = 1.2. \ldots . n)) \quad (۷)$$

در تحلیل زنجیره مارکوف، نقشه‌های رستری به عنوان ورودی مدل استفاده می‌شوند و فاصله زمانی بین دو تصویر و فاصله پیش‌بینی نیز در نظر گرفته می‌شود. خروجی‌های این تحلیل شامل ماتریس احتمال انتقال، ماتریس مساحت انتقال یافته و تصاویر احتمال شرطی است. ماتریس احتمال انتقال، احتمال انتقال هر کدام از کاربری‌ها به کاربری دیگر را ارائه می‌نماید. ماتریس مساحت انتقال یافته، تعداد سلول‌هایی را که انتظار می‌رود در دوره زمانی آینده از یک نوع پوشش زمین به نوع دیگر تغییر کنند را ثبت می‌کند. تصاویر احتمال شرطی حاصل از تحلیل زنجیره مارکوف، از ماتریس احتمال به‌دست می‌آیند و احتمال ظاهر شدن هر نوع از کاربری‌ها در هر موقعیت مکانی در آینده را بیان می‌کند. این پیش‌بینی بر اساس تصاویر کاربری اراضی قبلی انجام می‌گردد (Beillouin et al., 2022).

در مدل سلول‌های خودکار- زنجیره مارکوف، وضعیت پیکسل C_{ij} به چهار عامل وضعیت سلول در زمان t، پنجره همسایگی (S_t C_{ij})، وضعیت همسایگان سلول در زمان t (Ω_t C_{ij}) و قوانین تبدیل (وضعیت هر یک از سلول‌ها در گذر زمان بر اساس قوانین تبدیل، به طور خودکار به روز می‌شوند) بستگی دارد. مراحل به‌روزرسانی از زمان t_0 (مبدأ زمانی) تا زمان t_n (زمان پایان عملیات) در اصطلاح "تکرار" نامیده می‌شوند. در هر تکرار، پیکسل‌های نقشه‌های شایستگی با اعمال فیلتر مجاورت، بر اساس کاربری فعلی، وزن‌دهی می‌شوند و مقادیر جدیدی به خود می‌گیرند. سپس، فرآیند تخصیص چند منظوره اراضی برای تخصیص مکان کاربری‌ها بر مبنای شایستگی سرزمین و آستانه مساحتی که توسط تحلیل زنجیره مارکوف تعیین شده، به کار گرفته می‌شود. در نهایت، نقشه کاربری اراضی آینده با استفاده از نقشه‌های شایستگی و اعمال فیلتر مجاورت، از طریق فرآیند تخصیص چند منظوره اراضی تهیه می‌شود (Norouzi and Ansari, 2021).

برای پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی در سال ۲۰۴۰ با استفاده از مدل CA-Markov، ابتدا نقشه‌های کاربری اراضی سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۰۷، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰ به مدل زنجیره مارکوف معرفی شدند. فاصله زمانی بین نقشه‌های ورودی به مدل مارکوف ۲۰ سال و فاصله زمانی بین سال پایه (۲۰۲۰) تا سال هدف برای پیش‌بینی (۲۰۴۰) نیز ۲۰ سال در نظر گرفته شد و تعداد تکرار سلول‌های خودکار ۲۰ بار تنظیم شد. در هر تکرار، هر نقشه شایستگی به دلیل اعمال فیلتر مجاورت ۵×۵ مجدداً وزن‌دهی شد تا مکان کلاس‌های کاربری شبیه‌سازی‌شده تعیین گردد. در نهایت، نقشه پیش‌بینی‌شده کاربری اراضی سال ۲۰۴۰ به دست آمد. برای اجرای سلول‌های خودکار- مارکوف از نرم‌افزار IDRISI TerrSet 2020 استفاده گردید. در این مرحله خطای نسبی نقشه‌های مورد استفاده در تحلیل مارکوف ۰/۱۵ درصد در نظر گرفته شد. برای ارزیابی مدل مارکوف از ضریب کاپا استفاده شد.

نتایج و بحث

تغییر کاربری اراضی در دوره ۲۰۰۰-۲۰۲۰

نقشه‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ میلادی، که با استفاده از شبکه عصبی پیچشی استخراج شده‌اند، در شکل ۲ ارائه شده‌اند. نتایج ارزیابی صحت طبقه‌بندی نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل است. در سال ۲۰۰۰، ضریب کاپا برابر با ۹۴/۲۵ و صحت کلی برابر با ۹۲.۷۸ درصد به دست آمد. این مقادیر در سال ۲۰۲۰ به ترتیب به ۹۷/۸۹ و ۹۶/۰۶ درصد ارتقا یافتند. این سطح از دقت، با یافته‌های حاصل از مطالعات بوسله و موسانده (Bhosle and Musande, 2019) و کارانزا-گارسیا و همکاران

(Carranza-García et al., 2019) که در آن‌ها از شبکه‌های پیچشی برای طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده شده است، هم‌راستا می‌باشد. در مقایسه با یک مطالعه موردی دیگر بر روی روند تغییرات زمانی–مکانی در اهواز (با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان) که در آن ضریب کاپا برای سال‌های ۲۰۰۲ و ۲۰۱۹ به ترتیب ۷۸ و ۸۸ درصد و صحت کلی به ترتیب ۸۵ درصد و ۹۳ درصد گزارش شده است (Abiyat et al., 2021)، نتایج این پژوهش حاکی از عملکرد بهتری در تفکیک کلاس‌ها توسط روش یادگیری عمیق است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که روش مبتنی بر یادگیری عمیق مورد استفاده، کارایی بالایی در استخراج دقیق طبقات کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه دارد.

جزئیات مساحت و درصد تغییرات کاربری اراضی در دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ در جدول ۲ ارائه شده است. در طول دوره مورد مطالعه (۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰)، روندهای مشخصی در تغییر کاربری اراضی مشاهده شد. تحلیل این داده‌ها بیانگر رشد چشمگیر اراضی انسان‌ساخت در این دو دهه است. مساحت اراضی انسان‌ساخت با افزایش ۲۵۱ درصدی، از ۱۶۱۲۴ هکتار در سال ۲۰۰۰ به ۵۶۶۳۵ هکتار در سال ۲۰۲۰ رسیده است که نشان‌دهنده تغییر خالص مثبت ۴۰۵۱۰ هکتاری می‌باشد.

این افزایش شدید عمدتاً ناشی از رشد جمعیت، نیاز فزاینده به مسکن و گسترش زیرساخت‌ها و خدمات شهری بوده است که با یافته‌های محققین دیگر مطابقت دارد. به عنوان نمونه، در دوره ۲۰ ساله منتهی به سال ۲۰۱۹، منطقه شهری اهواز حدود ۷/۵ هزار هکتار افزایش در نواحی ساخته‌شده را تجربه کرده است (Abiyat et al., 2021). همچنین، هشجین و علینقی‌پور (Hashjin and Alinaghipour, 2021) رشد تصاعدی مشابهی را در شهرستان رشت گزارش کردند و تأکید نمودند که علی‌رغم سیاست‌های محدودکننده در تغییر کاربری اراضی کشاورزی، مساحت این اراضی به طور مداوم به کاربری شهری تبدیل شده است. این روند توسعه شهری، در سطح جهانی نیز مشاهده شده است؛ مطالعات انجام‌شده در کشورهایی نظیر مصر (Salem et al., 2020)، پاکستان (Ahmad et al., 2023) و هند (Ahmad et al., 2024) نیز افزایش سطح اراضی انسان‌ساخت را تأیید می‌کنند. سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد (FAO, 2017) گزارش داده است که توسعه شهرنشینی و ساخت‌وسازهای انسانی، به عنوان یکی از عوامل اصلی تغییر کاربری اراضی در دو دهه اخیر در سراسر جهان، ارتباط مستقیمی با افزایش جمعیت و نیاز به زیرساخت‌های جدید دارد.

مساحت اراضی کشاورزی با رشد خالص مثبت ۵۳۰۷۹ هکتاری، از ۶۴۴۵۱ هکتار (۶/۶۷ درصد) در سال ۲۰۰۰ به ۱۱۷۵۳۰ هکتار (۱۳/۹۸ درصد) در سال ۲۰۲۰ افزایش یافت. مراتع و پهنه‌های آبی نیز به ترتیب تغییرات خالص مثبت ۱۲۴۲۶ هکتار و ۳۷۵۹ هکتار را تجربه کردند. بررسی دقیق‌تر تغییرات مراتع در زیردوره‌های زمانی (۲۰۰۰، ۲۰۰۷، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۰) نشان می‌دهد که اگرچه تغییر خالص کلی مساحت مراتع در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۰ مثبت بوده است، اما شدت این افزایش کاهشی بوده و در دوره آخر (۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰) شاهد کاهش خالص در مساحت مراتع بوده است. این مسئله حاکی از آن است که فشارهای ناشی از توسعه کشاورزی یا انسانی، در نیمه دوم دوره مطالعه، بر روند رو به رشد مراتع غلبه کرده و منجر به تخریب آن‌ها شده است.

اراضی بایر بیشترین میزان کاهش را در دوره مطالعاتی به خود اختصاص داده و با تغییر خالص منفی ۱۰۹۷۷۴ هکتار، از ۴۹/۶۹ درصد از کل منطقه در سال ۲۰۰۰ به ۳۶/۶۳ درصد در سال ۲۰۲۰ کاهش یافته است. این کاهش عمدتاً ناشی از تبدیل این اراضی به کاربری‌های انسان‌ساخت و کشاورزی بوده است، که با یافته‌های مطالعات مشابهی که کاهش گسترده اراضی بایر را ناشی از فشارهای انسانی و تغییر کاربری می‌دانند (El-Kawy et al., 2013; Grecchi et al., 2014; Ahmad et al., 2023; Ahmad et al., 2024)، هم‌راستا است. لمبین و میفوردینت (Lambin and Meyfroidt, 2011) نیز کاهش اراضی بایر را نتیجه فشارهای اقتصادی و توسعه جهانی عنوان کرده‌اند. هشجین و علینقی‌پور (Hashjin and Alinaghipour, 2021) بیان کردند که مساحت کاربری‌های کشاورزی در شهرستان رشت طی دوره ۱۳۸۰– ۱۳۹۵ به طور قابل توجهی افزایش یافته است که افزایش جمعیت و نیاز به تأمین منابع غذایی از دلایل اصلی این افزایش بوده است.

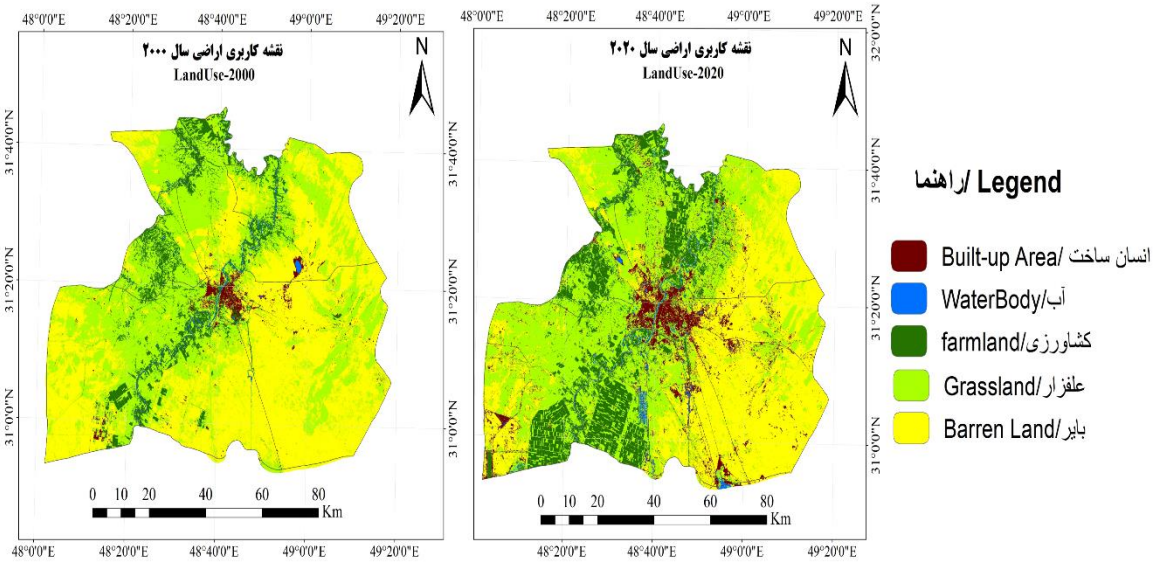


Figure 2. The land use map of Ahvaz county in the years 2000 and 2020

Table 2. Changes in land uses of Ahvaz city in the years 2000 and 2020

Land use	Year 2000		Year 2020		Net land use changes	
	Hectare	(٪)	Hectare	(٪)	Hectare	(٪)
Man-made lands	16125	1.92	56635	6.74	+40510	+251.22
Water body	5951	0.71	9710	1.16	+3759	+63.17
Agriculture lands	64451	7.67	117530	13.98	+53079	+82.36
Grasslands	336317	40.01	348743	41.49	+12426	+3.69
Barren lands	417612	49.69	307838	36.63	-109774	-26.29

پیش بینی کاربری‌های اراضی در سال ۲۰۴۰

شکل ۳ نقشه‌های پیش‌بینی‌شده کاربری اراضی برای سال ۲۰۴۰ را که با استفاده از مدل سلولی خودکار- زنجیره مارکوف تولید شده‌اند، نمایش می‌دهد. ضریب کاپا برای نقشه‌های پیش‌بینی شده ۹۳/۷۸ درصد برآورد گردید که نشان‌دهنده کارایی مطلوب مدل در فرآیند پیش‌بینی است. پیش‌بینی مساحت اراضی در سال ۲۰۴۰ نسبت به سال ۲۰۲۰ در جدول ۳ آمده است. پیش‌بینی می‌شود روند رو به افزایش اراضی انسان‌ساخت ادامه یابد و مساحت آن‌ها در سال ۲۰۴۰ به حدود ۷۹۷۲۷ هکتار برسد (معادل ۹/۴۹ درصد از کل مساحت منطقه). این رقم، حاکی از خالص افزایش ۲۳۰۹۲ هکتاری نسبت به سال ۲۰۲۰ است. هرچند این افزایش نشان‌دهنده فشار مستمر بر منابع از طریق توسعه فعالیت‌های شهری، صنعتی و زیرساخت‌ها است، سرعت رشد این کاربری (افزایش ۲۳۰۹۲ هکتاری در ۲۰ سال آینده) کمتر از دوره قبل (افزایش ۴۰۵۱۰ هکتاری در دوره ۲۰۲۰-۲۰۰۰) خواهد بود.

با وجود شدت کمتر، روند افزایشی اراضی کشاورزی تا سال ۲۰۴۰ ادامه خواهد یافت و با افزایش خالص ۱۷۵۷۸ هکتاری، مساحت آن‌ها به ۱۳۵۱۰۸ هکتار (معادل ۱۶/۱ درصد از مساحت منطقه) خواهد رسید. این گسترش احتمالاً با هدف تأمین نیازهای غذایی جمعیت رو به رشد صورت می‌گیرد، اما عدم تطابق آن با اصول تناسب اراضی و برنامه‌ریزی آمایش سرزمین می‌تواند منجر به تخریب زیستگاه‌های طبیعی شود.

مدل سلول‌های خودکار- زنجیره مارکوف پیش‌بینی می‌کند که کاربری‌های مراتع و اراضی بایر با روندی کاهشی مواجه شوند. مساحت مراتع تا سال ۲۰۴۰ به ۳۲۳۶۳۴ هکتار کاهش خواهد یافت که نشان‌دهنده کاهش ۲۵۱۰۸ هکتاری نسبت به سال ۲۰۲۰ است. این کاهش، در تضاد با افزایش مشاهده‌شده در دوره پایه قرار دارد و بازتابی از ورود مجدد فشار ناشی از شهرنشینی و کشاورزی ناپایدار است. همان طور که بیان شد مساحت مراتع در دوره ۲۰۱۴ تا ۲۰۲۰ کاهشی بوده است. این روند کاهشی با یافته‌های مطالعات دیگر سازگار است؛ برای مثال، ایلدرمی و همکاران (Ildoromi et al., 2017) کاهش ۶/۳۴ درصدی مرتع را تا سال ۲۰۴۲ پیش‌بینی کردند. همچنین، سر اسکان رود و اردشیر پی (Sereskanrood and Ardeshirpey, 2020) کاهش ۷/۱۸درصدی مرتع در مقابل افزایش ۲/۰۲ درصدی مناطق مسکونی در یاسوج بین ۱۹۹۱ تا ۲۰۱۸ را گزارش کردند. ایرانی و همکاران (Irani et al., 2024) نیز کاهش ۵/۳۵ درصدی مراتع را تا سال ۲۰۲۸ نسبت به سال ۲۰۱۸ بر اساس مدل مارکوف پیش‌بینی نموده‌اند.

اراضی بایر با کاهش ۱۹۳۴۸ هکتاری، به ۲۸۷۵۵۳ هکتار خواهند رسید (جدول ۳). این تغییرات می‌توانند پیامدهایی نظیر کاهش تنوع زیستی، تغییر در ساختار اکوسیستم‌ها و احتمالاً افزایش فرسایش خاک را به دنبال داشته باشند. در مقایسه با سال ۲۰۰۰ که مساحت اراضی بایر ۴۹/۶۹ درصد از کل منطقه مطالعاتی را تشکیل می‌داد، پیش‌بینی می‌شود در سال ۲۰۴۰ این مساحت به ۳۴/۳۳ درصد برسد که عمدتاً ناشی از تبدیل این اراضی به کاربری‌های کشاورزی و انسان‌ساخت است. مطالعات مشابه نیز این روندها را تأیید می‌کنند. در مطالعه کنونی، تا سال ۲۰۴۰ کمترین تغییرات مربوط به پهنه‌های آبی خواهد بود که با افزایش خالص مثبت ۳۷۸۷ هکتار، ۰/۴۵ درصد به ۱/۶۱ درصد از مساحت کل اراضی منطقه افزایش خواهد یافت.

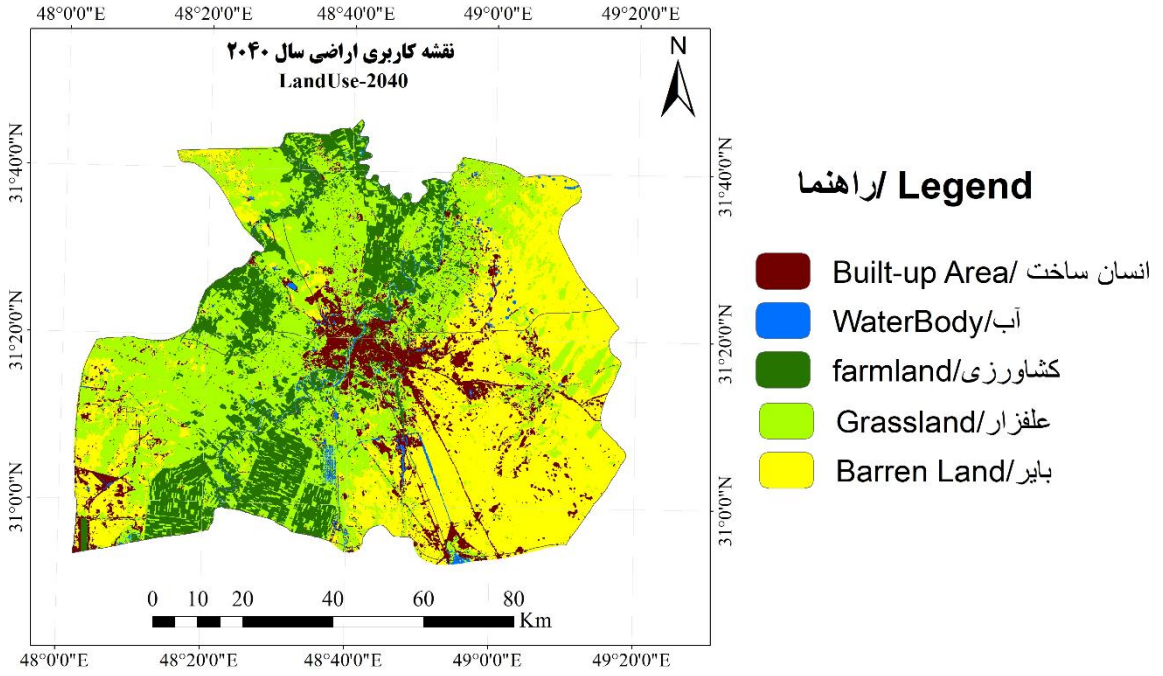


Figure 3. The predicted land use map of the study area in 2040

Table 3- The area of land use classes and net changes in 2040

Land use	Year 2040		Net land use change (2020-2040	
	Hectare	%	Hectare	%
Man-made lands	79727	9.49	+23092	40.77+
Water body	13497	1.61	+3787	39.00+
Agriculture lands	135109	16.07	+17579	14.96+
Grasslands	323635	38.51	-25108	-7.20
Barren lands	288488	34.32	-19350	-6.29

نتیجه گیری

پایش تغییرات کاربری اراضی در شهرستان اهواز طی دوره ۲۰۰۰–۲۰۲۰ نشان داد که فشارهای انسانی منجر به گسترش اراضی انسان‌ساخت و کشاورزی و در مقابل، کاهش اراضی مرتعی و بایر شده است. این امر بر اهمیت حیاتی مدیریت پایدار اراضی و حفاظت از منابع طبیعی به منظور حفظ سلامت و توازن اکوسیستم‌ها تأکید می‌کند. پیش‌بینی‌های انجام شده با استفاده از مدل سلول‌های خودکار- مارکوف نشان می‌دهد که تا سال ۲۰۴۰، اراضی انسان‌ساخت و کشاورزی افزایش چشمگیری خواهند داشت، در حالی که اراضی مرتعی (علفزارها) و بایر کاهش می‌یابند. این تغییرات، ضرورت تدوین سیاست‌گذاری‌های جامع زیست‌محیطی و مدیریت هوشمندانه منابع طبیعی را به منظور کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی و حفظ تنوع زیستی آشکار می‌سازد.

همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که مدل سلول‌های خودکار-مارکوف، امکان پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات کاربری اراضی بر اساس داده‌های تاریخی را فراهم می‌کند. با این وجود، محدودیت‌هایی نظیر تغییرات ناگهانی در سیاست‌های توسعه، شرایط اقلیمی و عوامل اقتصادی می‌تواند بر دقت پیش‌بینی‌ها تأثیرگذار باشد. از این رو، بهره‌گیری از فناوری‌های نوین نظیر سنجش از دور، سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی و مدل‌سازی‌های چندعاملی، امکان ارتقاء دقت پیش‌بینی‌ها و بهبود فرآیندهای تصمیم‌گیری زیست‌محیطی را فراهم می‌سازد. بنابراین، توصیه می‌شود در مطالعات آتی، رویکردهای سناریویی متنوع و مدل‌های تلفیقی پیشرفته به منظور ارزیابی اثرات متقابل عوامل اقلیمی، اقتصادی و اجتماعی بر تغییرات کاربری اراضی مورد استفاده قرار گیرند تا برنامه‌های مدیریتی با کارایی بالاتری طراحی و اجرا شوند.

سپاس‌گزاری

از دانشگاه شهید چمران اهواز و حمایت ماوی معاونت پژوهش و فناوری دانشگاه شهید چمران اهواز به خاطر حمایت مالی در قالب پژوهانه (SCU.AA98.29747) تشکر و قدردانی می شود.

References

Abiyat, M., Abiyat, M., & Abiyat, M. (2021). Modeling the Process of Spatio-Temporal Changes in Land-Use and Urban Development of Ahvaz Based on Spatial Planning Approach. *Town and Country Planning*, *13*(1), 215-245. DOI: 10.22059/jtcp.2020.313706.670174. [in Persian with English Abstract].

Adamo, N., Al-Ansari, N., & Sissakian, V. (2021). Review of climate change impacts on human environment: past, present and future projections. *Engineering*, *13*(11), 605-630. DOI: 10.4236/eng.2021.1311044.

Ahmad, M. N., Shao, Z., & Javed, A. (2023). Modelling land use/land cover (LULC) change dynamics, future prospects, and its environmental impacts based on geospatial data models and remote sensing data. *Environmental Science and Pollution Research*, *30*(12), 32985-33001. DOI: https://doi.org/10.1007/s11356-022-24442-2

Ahmad, S., Kaur, N., Badar, M.S., Shakeel, A., & Ahmed, F. (2024). Modeling Land Use and Land Cover Changes and Its Atmospheric Pollutant Concentration in the Coal Mining Area of Ramgarh District of Jharkhand, India, Using Multi-Layer Perceptron Neural Networks (MLPNN). *Environmental Quality Management*, *34*(2), 22351. DOI: https://doi.org/10.1002/tqem.22351

Aksoy, H., & Kaptan, S. (2021). Monitoring of land use/land cover changes using GIS and CA-Markov modeling techniques: A study in Northern Turkey. *Environmental monitoring and assessment*, *193*(8), 507. DOI: https://doi.org/10.1007/s10661-021-09281-x

Amanpour, S., Kamelifar, M.J., & Bahmani, H. (2017). An Analysis of landuse changes in metropolises using satellite imagery analysis in the ENVI environment Case study: Ahvaz metropolis. *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data*, *26*(102), 139-150. DOI: 10.22131/sepehr.2017.27463. [in Persian with English Abstract].

Asif, M., Kazmi, J.H., Tariq, A., Zhao, N., Guluzade, R., Soufan, W., Almutairi, K.F., Sabagh, A.E., & Aslam, M. (2023). Modelling of land use and land cover changes and prediction using CA-Markov and Random Forest. *Geocarto International*, *38*(1), 2210532. DOI: https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2210532

Atef, I., Ahmed, W., & Abdel-Maguid, R.H. (2024). Future land use land cover changes in El-Fayoum governorate: a simulation study using satellite data and CA-Markov model. *Stoch Environ Res Risk Assess*, *38*, 651–664. DOI: https://doi.org/10.1007/s00477-023-02592-0

Beillouin, D., Cardinael, R., Berre, D., Boyer, A., Corbeels, M., Fallot, A., Feder, F., & Demenois, J. (2022). A global overview of studies about land management, land-use change, and climate change effects on soil organic carbon. *Global change biology*, *28*(4), 1690-1702. DOI: https://doi.org/10.1111/gcb.15998

Bhosle, K., & Musande, V. (2019). Evaluation of deep learning CNN model for land use land cover classification and crop identification using hyperspectral remote sensing images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *47*(11), 1949-1958. DOI: https://doi.org/10.1007/s12524-019-01041-2

Carranza-García, M., García-Gutiérrez, J., & Riquelme, J.C. (2019). A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. *Remote Sensing*, *11*(3), 274. DOI: https://doi.org/10.3390/rs11030274

Du, X., & Huang, Z. (2017). Ecological and environmental effects of land use change in rapid urbanization: The case of hangzhou, China. *Ecological Indicators*, *80*, 243-251. DOI: https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.05.040

El-Kawy, O. R., Rød, J. K., Ismail, H. A., & Suliman, A. S. (2011). Land use and land cover change detection in the western Nile delta of Egypt using remote sensing data. *Applied geography*, *31*(2), 483-494. DOI: https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2010.10.012

FAO. (2017). *The State of the World's Land and Water Resources for Food and Agriculture (SOLAW) – Managing systems at risk*. Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Farhangi, M., Milan, A., & Sadeghian, S. (2024). Analysis and classification of land use using aerial imagery and deep learning based on U-Net architecture. *Journal of Remote Sensing and Geoinformation Research*, *2*(2), 277-292. DOI: https://doi.org/10.22061/jrsgr.2024.11250.1083. [in Persian with English Abstract].

Ghalehteimouri, K.J., Shamsoddini, A., Mousavi, M.N., Ros, F.B.C., & Khedmatzadeh, A. (2022). Predicting spatial and decadal of land use and land cover change using integrated cellular automata Markov chain model based scenarios (2019–2049) Zarriné-Rūd River Basin in Iran. *Environmental Challenges*, *6*, 100399. DOI: https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100399

Grecchi, R. C., Gwyn, Q. H. J., Bénié, G. B., Formaggio, A. R., & Fahl, F. C. (2014). Land use and land cover changes in the Brazilian Cerrado: A multidisciplinary approach to assess the impacts of agricultural expansion. *Applied Geography, 55*, 300–312. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.09.014

Hashjin, N., & Alinaghipour, M. (2021). On the study of the land use changes with emphasis on population growth between 2001 to 2016 (the case study: Rasht city, Guilan province). *Geographical Engineering of Territory*, *4*(2), 225–241. [in Persian with English Abstract].

Heydarian, P., Rangzan, K., Maleki, S., & Taghizadeh, A. (2014). Land use change detection using post classification comparison Landsat satellite images (Case study: land of Tehran). *Journal of RS and GIS for Natural Resources, 4*(4), 1–10. https://sanad.iau.ir/Journal/girs/Article/903028. [in Persian with English Abstract].

Ildoromi, A., Nori, H., Naderi, M., Aghabeigi Amin, S., & Zeinivand, H. (2017). Land use change prediction using Markov chain and CA-Markov model (Case study: Gareen Watershed). *Journal of Watershed Management Research*, *8*(16), 232–240. https://doi.org/10.29252/jwmr.8.16.232

Irani, T., Abgnari, H., & Rasouli, A. A. (2024). Prediction of landuse changes applying knowledge-based and Markov chain methods. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 13*(2), 316–338. https://doi.org/10.22067/geoeh.2023.82510.1369. [in Persian with English Abstract].

Jain, M., Dawa, D., Mehta, R., Dimri, A. P., & Pandit, M. K. (2016). Monitoring land use change and its drivers in Delhi, India using multi-temporal satellite data. *Modeling Earth Systems and Environment, 19*, 1–14. https://doi.org/10.1007/s40808-016-0075-0

Jensen, J. R. (2015). *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. Pearson Education.

Kharazmi, R., Abdollahi, A. A., Rahdari, M. R., & Karkon Varnosfaderani, M. (2016). Monitoring land use change and its impacts on land degradation and desertification trend using Landsat satellite images (Case study: East of Iran, Hamoon Wetland). *Arid Regions Geographic Studies, 7*(25), 64–75. https://jargs.hsu.ac.ir/article_161424.html. [in Persian with English Abstract].

Khawaldah, H. A. (2016). A prediction of future land use/land cover in Amman area using GIS-based Markov model and remote sensing. *Journal of Geographic Information System, 8*, 412–427. https://doi.org/10.4236/jgis.2016.83035

Lambin, E. F., & Meyfroidt, P. (2011). Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 108*(9), 3465–3472. https://doi.org/10.1073/pnas.1100480108

Lv, Z., Huang, H., Li, X., Zhao, M., Benediktsson, J. A., Sun, W., & Falco, N. (2022). Land cover change detection with heterogeneous remote sensing images: Review, progress, and perspective. *Proceedings of the Institute of Electrical and Electronics Engineers, 110*(12), 1976–1991. https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3219376

Maryantika, N., & Lin, C. (2017). Exploring changes of land use and mangrove distribution in the economic area of Sidoarjo district, East Java using multi-temporal Landsat images. *Information Processing in Agriculture*, *4*, 321–332. https://doi.org/10.1016/j.inpa.2017.06.003

Mousavi, S. H., Ranjbar, A., & Haseli, M. (2016). Monitoring and trending of land use changes in Abarkooh Basin using satellite images (1976–2014). *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR), 25*(97), 129–146. https://doi.org/10.22131/sepehr.2016.20141. [in Persian with English Abstract].

Najafi, A., Azizi Ghalati, S., & Mokhtari, M. H. (2015). Assessment kernel support vector machines in classification of landuses (Case study: Basin of Cheshmeh Kileh-Chalkrod). *Journal of Watershed Management Research*, *8*(15), 92–101. https://doi.org/10.29252/jwmr.8.15.92. [in Persian with English Abstract].

Norouzi, A., & Ansari, M. R. (2021). Evaluation of the efficiency of the CA-Markov model in predicting spatio-temporal changes of land use in dust source of south and southeast Ahwaz. *Journal of Water and Soil Science, 25*(3), 79–94. https://doi.org/10.47176/jwss.25.3.39922. [in Persian with English Abstract].

Pullanikkatil, D., Palamuleni, L., & Ruhiiga, T. (2016). Assessment of land use change in Likangala River catchment, Malawi: A remote sensing and DPSIR approach. *Applied Geography, 71*, 9–23. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.04.005

Ramezani, N., & Jafari, R. (2014). Land use/cover change detection in 2025 with CA-Markov chain model (Case study: Esfarayen). *Geographical Research, 29*(4), 83–96. https://jgr.ui.ac.ir/article_18083.html. [in Persian with English Abstract].

Riyahi, V., Ziyaean, F., Azizpor, F., & Daroeii, P. (2018). Determining and checking the cultivated area of crops in Lanjanat area using satellite images. *Applied Research Journal of Geographical Sciences, 19*(52), 147–169. https://doi.org/10.29252/jgs.19.52.147. [in Persian with English Abstract].

Salem, M., Tsurusaki, N., & Divigalpitiya, P. (2020). Remote sensing-based detection of agricultural land losses around Greater Cairo since the Egyptian revolution of 2011. *Land Use Policy, 97*, 104744. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104744

Sereskanrood, S. A., & Ardeshirpey, A. (2020). Prediction of land use changes using CA-Markov: A case study of Yasuj City. *Town and Country Planning, 12*(2), 407–430. https://doi.org/10.22059/jtcp.2020.302048.670111. [in Persian with English Abstract].

Singh, P., Kikon, N., & Verma, P. (2017). Impact of land use change and urbanization on urban heat island in Lucknow city, central India: A remote sensing-based estimate. *Sustainable Cities and Society, 32*, 100–114. https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.02.018

Tahir, Z., Haseeb, M., Mahmood, S. A., Batool, S., Abdullah-Al-Wadud, M., Ullah, S., & Tariq, A. (2025). Predicting land use and land cover changes for sustainable land management using CA-Markov modelling and GIS techniques. *Scientific Reports, 15*(1), 3271. https://doi.org/10.1038/s41598-025-87796-w

Ul Din, S., & Mak, H. W. L. (2021). Retrieval of land-use/land cover change (LUCC) maps and urban expansion dynamics of Hyderabad, Pakistan via Landsat datasets and support vector machine framework. *Remote Sensing, 13*(16), 3337. https://doi.org/10.3390/rs13163337

Zhang, X., Liu, L., & Liu, Z. (2017). Predicting land use change in China using a coupled cellular automata and Markov model. *Ecological Modelling, 359*, 122–132. DOI: https://doi.org/10.1016/j.indic.2024.100355.

Zoratipour, A., Baranpour, M., Khalili Moghadam, B., & Bagheri, R. (2023). Predicting the land degradation changes in the dust center under the influence of climate change phenomenon (Case study: Southeast dust center of Ahvaz). *Applied Soil Research, 10*(4), 25–44. https://doi.org/10.30466/asr.2023.121296. [in Persian with English Abstract].