



Monitoring and simulation of land use and land cover changes in the Great Karun Basin

Masoud Minaei*¹, Sadegh Boulaghi², Behnaz Sheikh³, Maryam Rezaalizadeh⁴, Amirhossein Najafidehjalali⁵

1- (*Corresponding author) Associate professor, Department of geography (GISSRS: Lab), Faculty of literature and humanities, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. Email: m.minaei@um.ac.ir

2- M.Sc. Student in GIS and RS, Department of geography (GISSRS: Lab), Faculty of literature and humanities, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. Email: sadeghboulaghi75@gmail.com

3- M.Sc. Student in GIS and RS, Department of geography (GISSRS: Lab), Faculty of literature and humanities, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. Email: behnaz.sheikh@mail.um.ac.ir

4- M.Sc. Student in GIS and RS, Department of geography (GISSRS: Lab), Faculty of literature and humanities, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. Email: maryam.rezaalizadeh@alumni.um.ac.ir

5- M.Sc. Student in GIS and RS, Department of geography (GISSRS: Lab), Faculty of literature and humanities, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran. Email: amirhossein.najafidehjalali@um.ac.ir

Article Info

Date of receive:

2024/05/30

Date of last review:

2024/12/30

Date of accept:

2025/01/28

Date of online publication:

2025/01/29

Keywords:

Land use/cover changes,
Built-up areas,
Great Karun Basin,
Multi-Criteria Decision
Analysis,
Support vector machine,
Markov chain,
Cellular Automata

Extended Abstract

Introduction

In recent decades, population growth and urbanization have led to extensive changes in land use and land cover (LULC), resulting in consequences such as deforestation, desertification, greenhouse gas emissions, increased surface temperature, reduced biodiversity, and decreased ecosystem service quality. The driving forces behind LULC changes are not uniform across different parts of the world and are heavily dependent on human factors. While human factors play a primary role in these changes, other factors such as climate change and biophysical characteristics can also influence the intensity and trend of these changes. Spatial-temporal analysis of LULC changes using remote sensing (RS) and geographic information systems (GIS), provides crucial information for natural resource management and sustainable development. The use of satellite data obtained from remote sensing and multi-criteria decision-making (MCDM) analyses based on GIS can significantly improve the decision-making process in land use and land cover management. These technologies enable the identification and monitoring of both minor and major changes on the earth's surface with high precision. Various models, such as CA-Markov and machine learning algorithms, are employed to predict LULC changes and make effective land management decisions. ... ► Page 66

How to Cite:

Minaei, M. Boulaghi, S. Sheikh, B. Rezaalizadeh, M. Najafidehjalali, A. (2025) Monitoring and simulation of land use and land cover changes in the Great Karun Basin. Scientific - Research Quarterly Geographical Data (SEPEHR). 34(133), 65-87.

These studies can offer important policy recommendations for ecosystem management and natural disaster monitoring. Previous studies have predominantly focused on smaller scales, such as sections of a basin, cities, or sub-basins. However, the current research is conducted on a larger scale, specifically the Great Karun Basin. In this study, the modeling scenario combines PSI and MEREC models, which are efficient multi-criteria decision-making (MCDM) methods based on GIS.

Materials & Methods

In this research, to model land use/land cover (LULC) changes in the Great Karun Basin, the driving factors of built-up areas growth were first identified, and digital maps of these criteria were prepared in a GIS environment. Then, using the PSI and MEREC methods, each criterion was weighted, and two maps were produced for the potential growth of built-up areas for the year 2010. Multi-temporal LULC maps from the Globeland30 data were used as input for the model. The LULC changes in the region for the year 2020 were simulated using two algorithmic combinations: PSI+SVM-CA-Markov and MEREC+SVM-CA-Markov in the TerrSet software. Finally, the simulation's accuracy was validated using the ROC curve, and the optimal algorithm for simulating LULC in 2040 was selected.

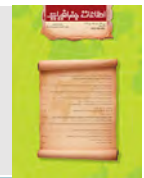
Results & Discussion

In this study, the driving factors for the growth of built-up areas in the Great Karun Basin were weighted using the PSI and MEREC methods. The results indicated that the criterion of distance from built-up areas had the highest importance, while the distance from power transmission lines had the least importance. Potential growth maps for the year 2010 were prepared, showing that both models indicate the northeast-southwest axis and the eastern areas of the region have suitable potential for the growth and development of built-up areas. Subsequently, potential land use conversion maps for the year 2010 were created using the PSI+SVM-CA-Markov and MEREC+SVM-CA-Markov algorithms. The LULC changes for the year 2020 were simulated, and the results were validated against the 2020 ground

truth map. Validation using the ROC curve showed that the MEREC+SVM-CA-Markov algorithm, with an AUC of 0.89, was more accurate than the PSI+SVM-CA-Markov algorithm, with an AUC of 0.86. Finally, using the MEREC+SVM-CA-Markov algorithm, the LULC changes for the year 2040 were simulated. The results showed that built-up areas would increase from 843.9075 square kilometers in 2020 to 1862.487 square kilometers in 2040, with the most significant growth occurring towards the southeast, southwest, and northeast of the region. Additionally, a significant decrease in forest areas was observed in this basin, highlighting the need for sustainable environmental management strategies.

Conclusion

Land use and land cover changes are serious environmental concerns today, directly caused by human activities. These changes cause ecological disturbances, climate changes, and destructive effects on the environment and ecosystems. LULC modeling is a fundamental tool for natural resource management that helps organizations adopt optimal strategies for basin land management. The catchment area of the Great Karun River is one of the strategic areas of Iran, where the importance of modeling land use changes is very high. The results of this research can help reduce the ecological, economic, and social consequences caused by land use changes in the Great Karun Basin. Finally, it is recommended that future research incorporates more comprehensive decision-making criteria and compares the results of the algorithm used in this study with other land use and land cover change modeling algorithms to enhance the accuracy of the outcomes. Additionally, incorporating various climate change scenarios into the modeling process could facilitate a more precise assessment of the impacts of such changes on ecosystems and land use/land cover. This, in turn, would enable the development of more effective management strategies for the conservation of natural resources and sustainable development.



پایش و شبیه‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ

مسعود مینائی^{۱*}، صادق بولاقی^۲، بهناز شیخ^۳، مریم رضاعلی‌زاده^۴، امیرحسین نجفی ده‌جلالی^۵

- ۱- (*نویسنده مسئول) دانشیار گروه جغرافیا، آزمایشگاه علم / سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (GISSRS: Lab)، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران m.minaei@um.ac.ir
- ۲- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور، گروه جغرافیا، آزمایشگاه علم / سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (GISSRS: Lab)، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران sadeghboulaghi75@gmail.com
- ۳- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور، گروه جغرافیا، آزمایشگاه علم / سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (GISSRS: Lab)، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران behnaz.sheikh@mail.um.ac.ir
- ۴- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور، گروه جغرافیا، آزمایشگاه علم / سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (GISSRS: Lab)، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران maryam.rezaalizadeh@alumni.um.ac.ir
- ۵- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور، گروه جغرافیا، آزمایشگاه علم / سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (GISSRS: Lab)، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران amirhossein.najafidehjalali@um.ac.ir

چکیده

در سال‌های اخیر افزایش جمعیت و گسترش شهرنشینی، تغییرات گسترده‌ای در کاربری و پوشش اراضی ایجاد کرده است. این تغییرات، پیامدهای زیان‌باری همچون کاهش تنوع زیستی، بیابان‌زایی و جنگل‌زدایی را به دنبال داشته و اکوسیستم حوضه‌های آبریز را با تهدیدات جدی زیست‌محیطی مواجه کرده است. ازاین‌رو، پایش تغییرات کاربری و پوشش اراضی در این مناطق اهمیت ویژه‌ای دارد. پژوهش حاضر به مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ می‌پردازد تا اثرات زیست‌محیطی این تغییرات تحلیل و پایش شود. در ابتدا، نقشه‌های کاربری و پوشش اراضی منطقه از داده‌های Globeland30 تهیه شد. سپس، عوامل مؤثر بر این تغییرات تحت سناریوی رشد اراضی انسان‌ساخت استخراج شد. در ادامه ضمن تهیه لایه‌های موردنیاز این عوامل در نرم‌افزار GIS، با استفاده از دو روش PSI و MEREC، دو نقشه مبتنی بر سناریوی رشد اراضی انسان‌ساخت تولید شد. برای ارزیابی و بهبود مدل‌سازی، دو رویکرد مورد مقایسه قرار گرفتند. در رویکرد اول، خروجی روش PSI با مدل ترکیبی SVM-CA-Markov ادغام شد و در رویکرد دوم، خروجی روش MEREC با همان مدل ترکیب شد. مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی این حوضه برای سال ۲۰۲۰ انجام و نتایج حاصل با استفاده از منحنی ROC صحت‌سنجی شد. نتایج نشان داد که الگوریتم مبتنی بر خروجی روش MEREC و مدل ترکیبی SVM-CA-Markov، با مقدار AUC برابر با ۰/۸۹، از دقت بالاتری برخوردار است. با توجه به نتایج صحت‌سنجی، برای پیش‌بینی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در افق ۲۰۴۰ از الگوریتم MEREC+SVM-CA-Markov استفاده شد. نتایج نهایی نشان داد که وسعت اراضی انسان‌ساخت تا سال ۲۰۴۰ به بیش از ۱۸۶۲ کیلومتر مربع خواهد رسید. اگرچه این گسترش می‌تواند به رونق اقتصادی منطقه کمک کند، اما پیامدهای زیست‌محیطی متعددی، ازجمله تخریب منابع طبیعی و افزایش فشار بر اکوسیستم منطقه را به دنبال خواهد داشت. ازاین‌رو، تدوین برنامه‌های مدیریتی بهینه برای کاهش اثرات زیان‌بار این تغییرات ضروری است.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۳/۱۰

تاریخ آخرین بازنگری:

۱۴۰۳/۱۰/۱۰

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۱۱/۰۹

تاریخ انتشار:

۱۴۰۳/۱۱/۱۰

واژه‌های کلیدی:

تغییرات کاربری / پوشش اراضی؛
 اراضی انسان‌ساخت؛
 حوضه آبریز کارون بزرگ؛
 تحلیل تصمیم‌گیری چنلمعیله؛
 ماشین بردار پشتیبان؛
 زنجیره مارکوف؛
 سلول‌های خودکار

استناد به این مقاله:

مینائی، م؛ بولاقی، ص؛ شیخ، ب؛ رضاعلی‌زاده، م؛ نجفی ده‌جلالی، الف (۱۴۰۴) پایش و شبیه‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ؛ فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر)، ۳۴ (۱۳۳)، ۸۷-۶۵

۱- مقدمه

در چند دهه گذشته، رشد بیش از حد جمعیت و گسترش شهرنشینی سیمای کره زمین را به طرز قابل توجهی دگرگون کرده و باعث ایجاد تغییرات گسترده‌ای در کاربری و پوشش زمین^۱ (LULC) شده است (Dar et al., 2021). تغییرات LULC که به عنوان یکی از محدودیت‌های سیاره‌ای^۲ شناخته می‌شود، پیامدهای گسترده‌ای را در سطوح محلی، منطقه‌ای و جهانی برجای می‌گذارد (Mathewos et al., 2022). جنگل‌زدایی، بیابان‌زایی، انتشار گازهای گلخانه‌ای، افزایش دمای سطح زمین^۳ (LST)، کاهش تنوع زیستی و کاهش کیفیت خدمات اکوسیستم^۴ از جمله پیامدهای بی‌شمار این تغییرات به شمار می‌روند. نیروهای محرک تغییرات LULC در همه‌ی نقاط دنیا یکسان نبوده و شدیداً به عوامل انسانی وابسته هستند (Berihun et al., 2019). با وجود اینکه عوامل انسانی، محرک اصلی این تغییرات هستند، اما عوامل دیگری نیز مانند تغییرات اقلیمی^۵ (Mekonnen & Manderso, 2023) و ویژگی‌های بیوفیزیکی نیز می‌توانند بر شدت و روند این تغییرات اثر بگذارند (Guarderas et al., 2022). تحلیل مکانی-زمانی تغییرات LULC، دانش حیاتی موردنیاز برای مدیریت منابع طبیعی، برنامه‌ریزی مناسب و دستیابی به توسعه پایدار را فراهم می‌آورد (Roushangar et al., 2023). در دهه‌های اخیر، روش‌های مبتنی بر علم سنجش‌ازدور^۶ (RS) و سیستم اطلاعات جغرافیایی^۷ (GIS) به یک ابزار مهم برای تصمیم‌گیری مؤثر در مدیریت اراضی تبدیل شده‌اند. داده‌های ماهواره‌ای حاصل از سنجش‌ازدور و تحلیل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر GIS^۸ (MCDM) با ارائه اطلاعاتی بهنگام و دقیق می‌توانند به تصمیم‌گیرندگان در حوزه مورد بحث کمک کنند تا تصمیمات آگاهانه‌تری اتخاذ نمایند (Rahman & Szabó, 2022).

(2022). در کنار این روش‌ها، طرق متعددی برای مدل‌سازی تغییرات LULC معرفی شده‌اند. این مدل‌ها به برنامه‌ریزان و مدیران ذی‌ربط امکان می‌دهند که تأثیرات تغییرات کاربری/پوشش زمین را در آینده تحت سناریوهای مختلف مورد واکاوی قرار دهند. ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات LULC می‌تواند توصیه‌های سیاستی مهمی را برای مدیریت پیشرفته اکوسیستم‌ها، مطالعه تغییرات محیط‌زیست جهانی و نظارت بر بلایای طبیعی ارائه دهد (Wang et al., 2021). یکی از کارآمدترین مدل‌ها در ارتباط با مدل‌سازی تغییرات LULC، مدل ترکیبی CA-Markov است که انطباق‌پذیری بسیار بالایی با سنجش‌ازدور و GIS دارد (Fu et al., 2022). در کنار مدل CA-Markov، الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین^۹ نیز در مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Boulaghi et al., 2023). این الگوریتم‌ها، به واسطه توانایی بالقوه‌ای که در تطبیق توابع غیرخطی دارند، در فرآیند شناسایی الگوهای تغییرات LULC به کار گرفته می‌شوند (Omran et al., 2017).

مطالعات بی‌شماری با تکیه بر روش‌های مذکور انجام شده که در اکثر آن‌ها تمرکز پژوهش بر روی بخش کوچکی از یک حوضه آبریز (مقیاس یک شهر) یا نهایتاً یک حوضه آبریز فرعی بوده است. پژوهش (Yulianto et al., 2016)، نمونه‌ای از مطالعات این‌چنینی است که در مقیاس حوضه آبریز کوچک توندانو^{۱۰} در اندونزی انجام شده است. آن‌ها با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور و روش CA-Markov، تغییرات کاربری/پوشش اراضی منطقه را برای سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۵۰ مدل‌سازی کردند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهند که اراضی انسان‌ساخت در این حوضه با نرخ سالانه ۱۱/۴۹ هکتار در حال افزایش است. استفاده از مدل مذکور در پژوهش (Mathewos et al., 2022)، نیز با هدف ارزیابی پویایی کاربری/پوشش زمین در حوضه آبریز ماتنچوز^{۱۱} واقع در اتیوپی برای سال‌های ۱۹۹۱، ۲۰۰۳

9- Machine Learning

10- Tondano

11- Matenchose

1- Land Use / Land Cover

2- planetary boundaries

3- Land Surface Temperature

4- Ecosystem service

5- Climate change

6- Remote Sensing

7- Geographic Information System

8- Multi-Criteria Decision Making

قابل توجهی کاهش خواهند یافتند. در نهایت از سال ۲۰۵۲ تا ۲۰۶۷ نیز، نتیجه شبیه‌سازی LULC، نشان داد که زمین‌های کشاورزی (۳/۱۵٪) و مساحت اراضی انسان‌ساخت (۰/۳۲٪) افزایش و جنگل‌ها (۱/۵۹٪) و درختچه‌ها (۰/۵۶٪) به‌طور قابل‌توجهی کاهش خواهند یافت. طبق یافته‌های مطالعه، عوامل اصلی تغییر LULC، گسترش مناطق مسکونی و زمین‌های کشاورزی است که نیازمند بررسی دقیق با استفاده از داده‌ها و مدل‌های دیگر هستند تا اطلاعات واضحی در مورد تغییرات LULC و پیامدهای زیست‌محیطی آن‌ها برای برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران ارائه دهند. در پژوهش دیگر (Jawarneh et al., 2024) با استفاده از داده‌های ملی کاربری/پوشش اراضی اردن^۳ (JNLCD) و مدل CA-Markov، تغییرات LULC را طی ۴۱ سال (۱۹۹۰-۲۰۳۰) در شمال غربی اردن بررسی کردند. نتایج نشان داد که مناطق شهری سه برابر شده و زمین‌های کشاورزی و مراتع کاهش یافته‌اند. پویاترین تغییرات در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۵ به دلیل رشد جمعیت و ورود پناهندگان رخ داد. این تغییرات شامل تبدیل ۱۲۳ کیلومتر مربع از زمین‌های کشت دیم به مناطق شهری و تغییر کاربری ۳۳ کیلومتر مربع از اراضی بایر به زمین‌های کشت آبی بوده است.

در ایران هم مطالعات بسیاری در این زمینه صورت گرفته است که برای نمونه می‌توان به پژوهش (Moradi et al., 2020)، اشاره کرد. در این مطالعه برای دشت ایذه با استفاده از تصاویر لندست TM، ETM+ و OLI، تغییرات کاربری/پوشش اراضی برای سه دهه گذشته از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۷ شناسایی شد و پیش‌بینی این تغییرات هم برای سال ۲۰۳۳ با استفاده از CA-Markov انجام گرفت. نتایج این تحقیق گویای کاهش وسعت تالاب، جنگل و مرتع در این منطقه و افزایش وسعت زمین‌های کشاورزی و اراضی انسان‌ساخت بود. (Arabi Ali Abad et al., 2021)، بعلاوه با بهره‌گیری از همین مدل و تصاویر لندست TM و OLI تغییرات کاربری اراضی را طی دو دوره (۲۰۰۸-۲۰۱۶) و (۲۰۰۸-۲۰۲۰)

و ۲۰۲۰ و پیش‌بینی آینده تغییرات کاربری زمین برای سال ۲۰۵۰ صورت پذیرفت. نتایج پیش‌بینی شده نشان داد که زمین‌های زراعی و سکونتگاه‌ها به ترتیب ۶/۳۶٪ و ۶/۵۳٪ افزایش یافته‌اند، درحالی‌که جنگل‌ها و مراتع به ترتیب ۶۳/۷۶٪ و ۲۲/۳۲۵٪ از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۵۰ کاهش یافته‌اند. همسو با این مطالعات، (Akdeniz et al., 2023)، به بررسی تغییرات کاربری/پوشش اراضی در یک منطقه گردشگری به نام بلک^۱ در ترکیه پرداختند. آن‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست، تغییرات LULC در این منطقه را از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۱ بررسی کردند. نتایج نشان داد که با افزایش گردشگری، مناطق مسکونی و جنگلی بیشتر شده و مناطق کشاورزی و بایر کمتر شده است. همچنین، محققان با استفاده از مدل CA-Markov پیش‌بینی کردند که این روند تا سال ۲۰۴۰ نیز ادامه خواهد داشت. در مطالعه‌ای دیگر، (Akdeniz et al., 2023) به بررسی تغییرات زمین در یک منطقه گردشگری به نام بلک در ترکیه پرداختند. آن‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، تغییرات زمین در این منطقه را از سال ۱۹۸۵ تا ۲۰۲۱ بررسی کردند. نتایج نشان داد که با افزایش گردشگری، مناطق مسکونی و جنگلی بیشتر شده و مناطق کشاورزی و بایر کمتر شده‌اند. همچنین، محققان با استفاده از مدل CA-Markov پیش‌بینی کردند که این روند تا سال ۲۰۴۰ نیز ادامه خواهد داشت. در همین راستا (Lukas et al., 2023)، ارزیابی تغییرات کاربری/پوشش زمین را برای دوره زمانی سال‌های ۱۹۹۱ تا ۲۰۲۲ انجام دادند و سپس از مدل CA-ANN برای پیش‌بینی تغییرات آینده در حوضه آبریز رودخانه اومو-جیبه^۲ واقع در اتیوپی استفاده کردند. یافته‌های مطالعه نشان داد که بین سال‌های ۲۰۲۲ تا ۲۰۳۷، زمین‌های کشاورزی (۶۳/۰۹٪) و درختچه‌ها (۵/۷۴٪) به‌طور قابل‌توجهی افزایش و جنگل‌ها (۴۸/۱۰٪) و مراتع (۰/۳۱٪) کاهش خواهند یافت. از سال ۲۰۳۷ تا ۲۰۵۲، مساحت اراضی انسان‌ساخت (۲/۹۹٪) به‌طور قابل‌توجهی افزایش و جنگل‌ها و زمین‌های کشاورزی (۲/۵۵٪) به‌طور

1- Belek

2- Omo-Gibe

ترکیب مدل‌های PSI^۲ و MEREC^۳ که از روش‌های کارآمد MCDM مبتنی بر GIS هستند، استفاده شده است.

۲- منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کارون بزرگ، یکی از حوضه‌های اصلی کشور ایران محسوب می‌شود. این حوضه آبریز دربرگیرنده بخش‌هایی از استان‌های خوزستان، چهارمحال و بختیاری، لرستان، کهگیلویه و بویراحمد، اصفهان و بخش‌هایی از استان‌های همدان، مرکزی و فارس است (نگاره ۱). حوضه آبریز کارون بزرگ در ارتفاعات زاگرس میانی واقع شده است و سهم عظیمی از آن را جلگه خوزستان تشکیل می‌دهد. این حوضه بخشی از حوضه آبریز خلیج فارس به‌شمار می‌آید و از رودخانه‌های دز و کارون تشکیل شده است (Majedi et al., 2022). رودخانه کارون طولی بیش از ۸۹۰ کیلومتر دارد که آب‌های مناطق با وسعت زیاد را از کشور جمع‌آوری می‌کند و به خلیج فارس می‌ریزد، به همین دلیل، این حوضه از مهم‌ترین تغذیه‌کننده‌های خلیج فارس به‌شمار می‌آید. حوضه آبریز کارون بزرگ دارای مساحتی بالغ بر ۶۷۲۵۷ کیلومترمربع است که ۱۹۳۴۲ کیلومترمربع آن را دشت‌ها و ۴۷۹۱۵ کیلومترمربع آن را ارتفاعات تشکیل می‌دهند (Zandifar et al., 2021). از نظر مختصات جغرافیایی نیز در حدفاصل ۰۰°-۴۸' تا ۰۰°-۳۰' طول شرقی و ۰۰°-۳۰' تا ۰۵°-۳۴' عرض شمالی قرار دارد (Abdi Dehkordi et al., 2020). حوضه آبریز کارون بزرگ از سه ناحیه اقلیمی متفاوت کوهستانی، کوهپایه‌ها و بیابانی تشکیل شده است. در این حوضه، شرایط اقلیمی متنوعی وجود دارد. از تابستان‌های گرم با دماهای بالاتر از ۵۰ درجه تا زمستان‌های سرد با دماهای کمتر از صفردرجه، دما در این منطقه نوسان می‌کند. همچنین، مقدار بارش سالانه در حوضه مورد مطالعه متغیر است و از ۱۵۰ میلی‌متر در دشت‌ها تا ۱۲۰۰ میلی‌متر در نواحی کوهستانی می‌رسد (Khosravi et al., 2015).

و همچنین پیش‌بینی این تغییرات را برای سال ۲۰۲۴ در حوضه شیرکوه واقع در ایران بررسی کردند. نتایج بررسی طی این دوره‌ها نشان داد که مساحت کاربری کشاورزی کاهش یافته و بر مساحت کاربری شهری افزوده شده است. هم‌راستا با این مطالعات، (Ghalehtemouri et al., 2022) با کمک تصاویر لندست ۵ و ۸، تغییرات کاربری/ پوشش اراضی در حوضه آبریز رودخانه زرينه‌رود در ایران را در سال‌های ۱۹۸۹ و ۲۰۱۹ تحلیل و از نتایج آن برای شبیه‌سازی LULC در سال ۲۰۴۹ استفاده کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که اراضی انسان‌ساخت از سال ۱۹۸۹ تا ۲۰۱۹ رشد قابل‌توجهی در قسمت‌های مرکزی و جنوبی این منطقه داشت و تا سال ۲۰۴۹ این روند ادامه پیدا خواهد کرد. از سوی دیگر، مراتع و کوهستان‌ها به دلیل گسترش فعالیت‌های کشاورزی دیم کاهش خواهند یافت. مطالعه‌ای دیگری در این راستا توسط (Roushangar et al., 2023)، بر روی دریاچه ارومیه در ایران انجام شد. در این تحقیق از تجزیه و تحلیل تصویر ماهواره‌ای چند زمانه لندست، توسط ماشین بردار پشتیبان^۱ برای نقشه‌برداری توزیع LULC در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۰ و ۲۰۲۰ و از مدل CA-Markov نیز برای مدل‌سازی تغییرات آینده برای سال‌های ۲۰۳۰ و ۲۰۴۰ استفاده کردند. نتایج این مطالعه حاکی از افزایش مناطق تحت پوشش کشاورزی آبی و باغ‌ها بود که این امر باعث افزایش نیاز آبی کشاورزی از ۱/۵ میلیارد مترمکعب در سال ۲۰۰۰ به بیش از ۴/۱ میلیارد مترمکعب در سال ۲۰۴۰ خواهد شد. درنهایت یافته‌ها گویای آن است که گسترش فعالیت‌های کشاورزی یکی از عوامل اصلی خشک شدن دریاچه ارومیه است. بررسی مطالعات پیشین در این زمینه حاکی از آن است که در اکثر مطالعات صورت گرفته تمرکز پژوهش بر روی بخشی از حوضه آبریز (مقیاس یک شهر) یا یک حوضه آبریز فرعی بود. در حالی که پژوهش کنونی در مقیاس حوضه آبریز اصلی کارون بزرگ است. در سناریوی مدل‌سازی نیز از

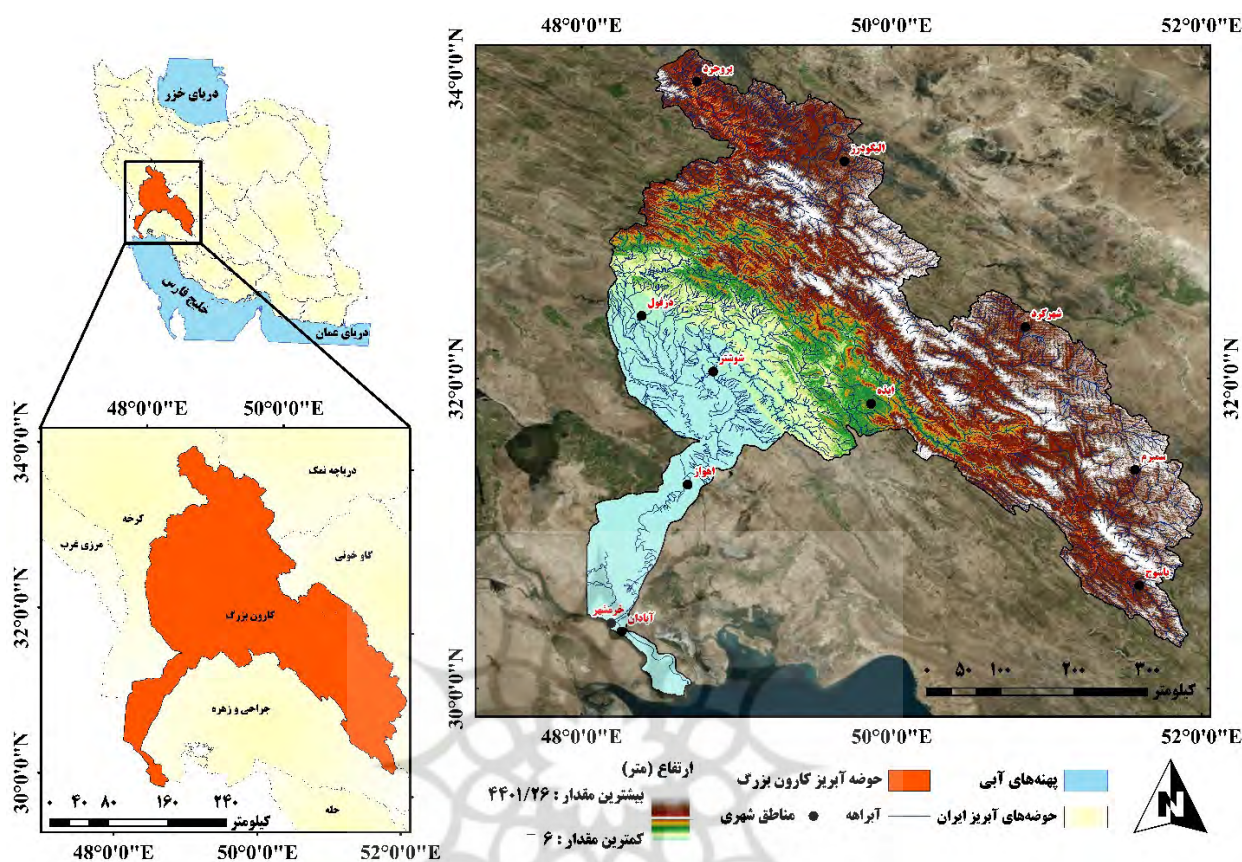
2- Preference Selection Index

3- Method Based on the Removal Effects of Criteria

1- Support vector machine

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (س)

پایش و شبیه‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز ... / ۷۱

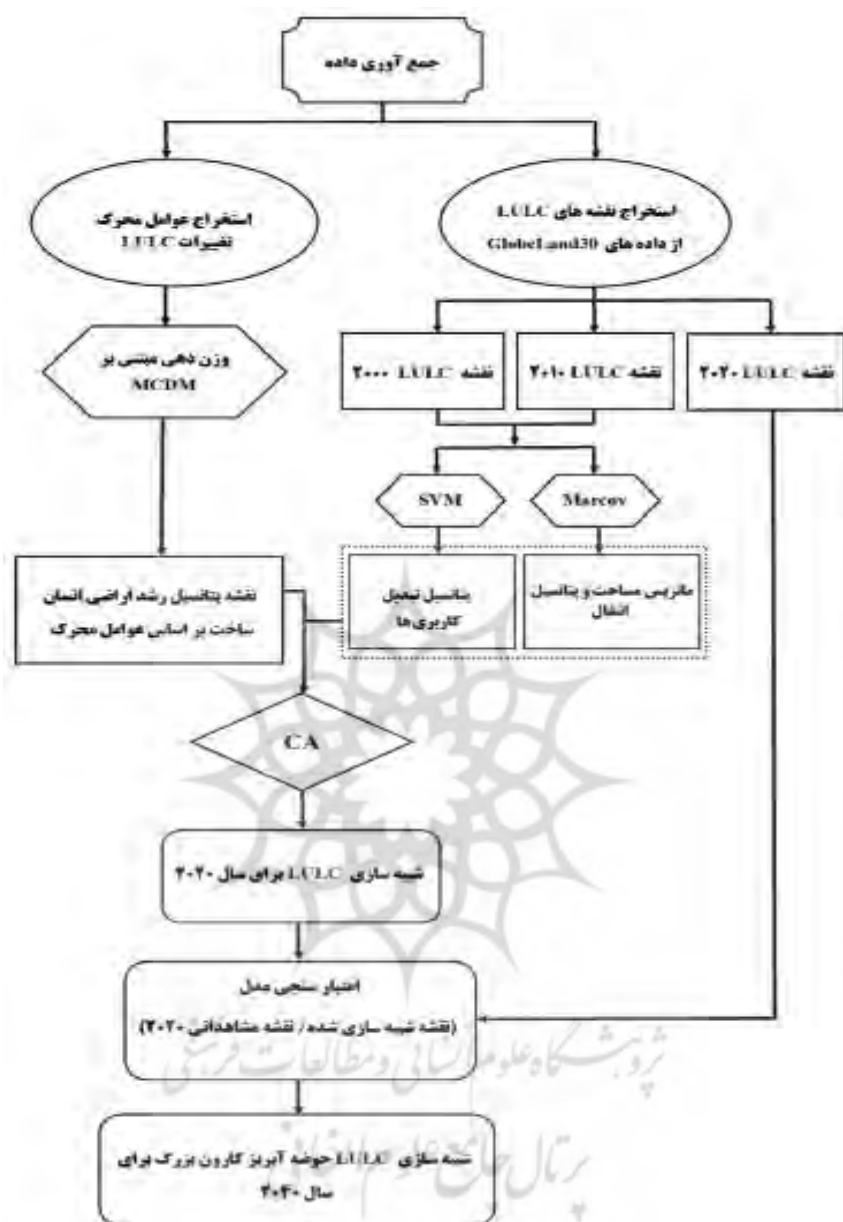


نگاره ۱: نقشه منطقه مورد مطالعه

۳- مواد و روش‌ها

مطالعه از نقشه‌های LULC داده‌های Globeland30 استفاده شده است. در ادامه پس از تهیه ورودی‌های مدل، یکبار با الگوریتم ترکیبی $PSI+SVM-CA-Markov$ و بار دیگر با ترکیب $MEREC+SVM-CA-Markov$ ، تغییرات LULC منطقه برای سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی خواهد شد. گفتنی است که الگوریتم‌های یادشده در نرم‌افزار TerrSet پیاده‌سازی شده‌اند. در انتها صحت‌سنجی شبیه‌سازی با استفاده از منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC) صورت گرفته و الگوریتم بهینه برای شبیه‌سازی LULC حوضه آبریز کارون بزرگ در سال ۲۰۴۰ انتخاب خواهد شد. فرایند انجام این پژوهش در نگاره (۲) ارائه شده است.

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی تغییرات کاربری / پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ، ابتدا از طریق مطالعات اسنادی و کتابخانه‌ای، عوامل محرک رشد اراضی انسان‌ساخت به عنوان سناریوی مدل‌سازی در منطقه مورد مطالعه شناسایی شدند. در ادامه نقشه‌های دیجیتالی هرکدام از این معیارها در محیط GIS تهیه‌شده و سپس با به کارگیری روش‌های PSI و $MEREC$ که از روش‌های کارآمد MCDM مبتنی بر GIS هستند، هرکدام از معیارهای انتخابی وزن‌دهی شده و در نهایت دو نقشه برای پتانسیل رشد اراضی انسان‌ساخت برای سال ۲۰۱۰ تولید شد. یکی از ورودی‌های مورد نیاز برای انجام این پژوهش نقشه‌های چندزمانه LULC است که در این

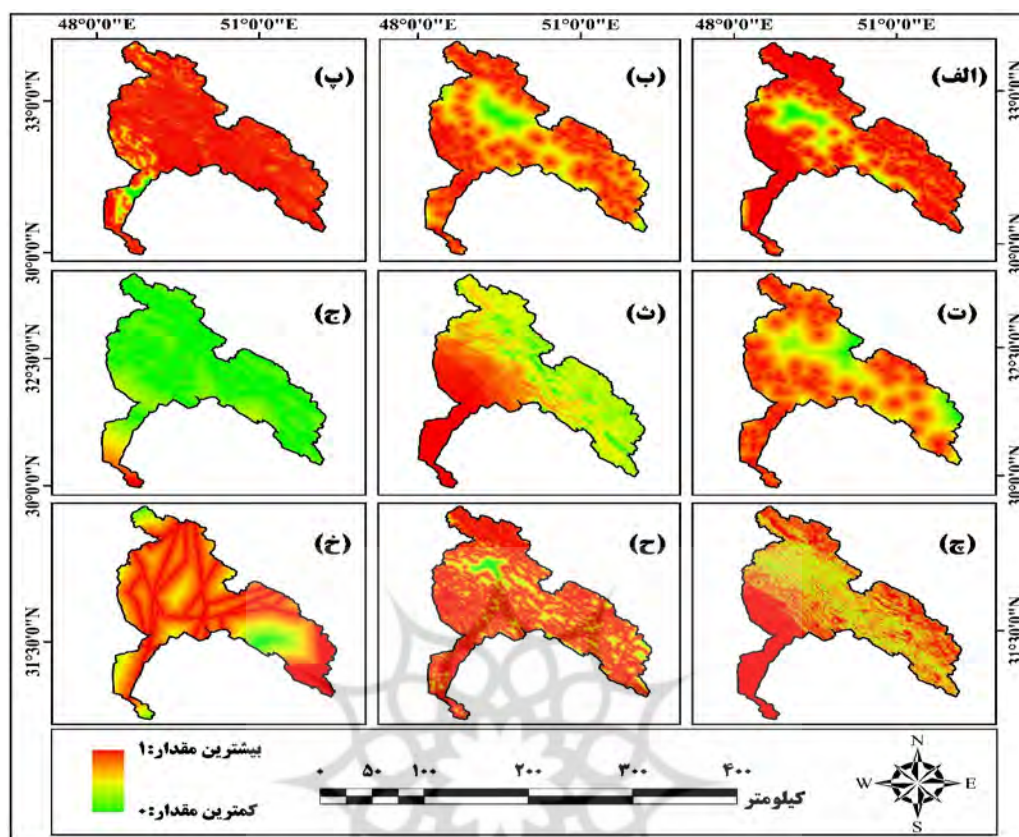


نگاره ۲: فرآیند انجام پژوهش

۳-۱- عوامل محرک رشد شهری

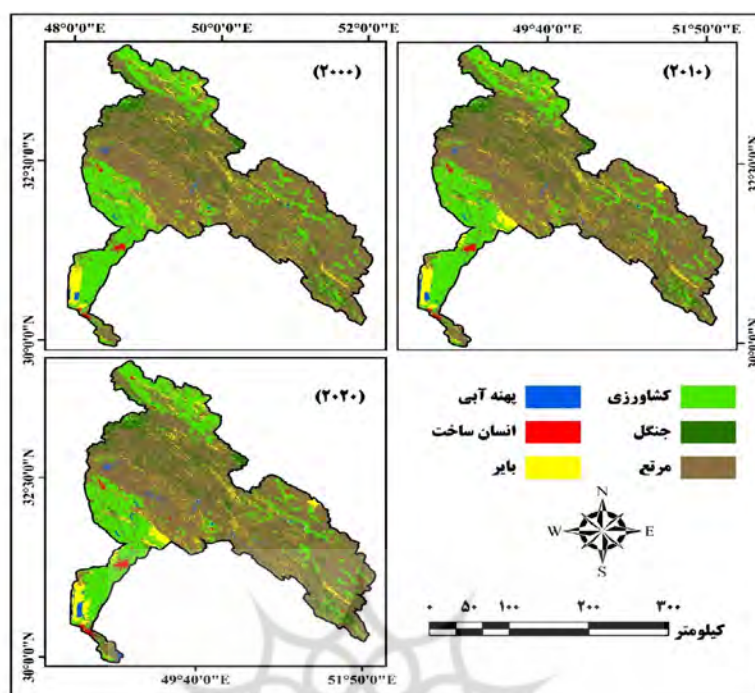
کردند. در نهایت محرک های فاصله از اراضی انسان ساخت (Zarandian et al., 2023)، فاصله از اراضی کشاورزی (Tella et al., 2023)، فاصله از اراضی بایر (Alsharif et al., 2022)، فاصله از مناطق صنعتی (Karimov et al., 2023)، فاصله از گسل (Azizi et al., 2022)، فاصله از جاده ها (Taiwo et al., 2023)، فاصله از خطوط انتقال نیرو (Mahmoudzadeh et al., 2022)، شیب (Mhanna et al., 2023) و ارتفاع (Hao et al., 2023) به عنوان عوامل محرک

برای تعیین عوامل محرک تغییرات LULC تحت سناریو رشد اراضی انسان ساخت، ابتدا به بررسی مطالعات اسنادی و کتابخانه ای پرداخته شد. در این مطالعات، محققان عوامل مختلفی که ممکن است بر تغییرات LULC تأثیر بگذارند را شناسایی کردند. سپس، این عوامل را بر اساس اهمیت و تأثیرگذاری آن ها بر تغییرات LULC اولویت بندی



- نگاره ۳: لایه‌های استاندارد شده مورد استفاده در فرایند مدل‌سازی تغییرات کاربری / پوشش اراضی سال ۲۰۲۰
- (الف: فاصله از اراضی زراعی، ب: فاصله از اراضی انسان‌ساخت، پ: فاصله از اراضی بایر، ت: فاصله از مناطق صنعتی، ث: ارتفاع، ج: فاصله از گسل، چ: شیب، ح: فاصله از جاده‌ها، خ: فاصله از خطوط انتقال نیرو)
- تغییرات LULC تحت سناریو رشد اراضی انسان‌ساخت
- انتخاب شدند. این عوامل برای مدل‌سازی تغییرات LULC
- تحت سناریو مذکور استفاده خواهند شد. به منظور استفاده
- از روش PSI و MEREC در تحلیل معیارهای یکپارچه
- و استانداردسازی آن‌ها، از شاخص‌های انتخابی با مقدار
- مطلوبیت نرمال شده^۱ استفاده می‌شود. این شاخص‌ها
- تضمین می‌کنند که تمام معیارها با ماهیت‌ها و ویژگی‌های
- مختلف به یک فضای مشترک واحد تبدیل شوند. مطلوبیت
- هر شاخص به اندازه مقادیر حداکثر و حداقل آن است،
- به این ترتیب که مقدار پیکسل استاندارد شده (x'_{ij}) برای هر
- شاخص بین ۰ و ۱ تعریف می‌شود. این مقدار نرمال شده
- نشان‌دهنده میزان ارتباط شاخص با حداکثر مطلوبیت است.
- در این پژوهش برای معیار فاصله از گسل حداکثر مقدار
- مطلوب است که به شکل رابطه ۱ بیان می‌شود.
- $$X'_{ij} = (X_{ij} - X_{jmin}) / (X_{jmax} - X_{jmin}) \quad \text{رابطه (۱)}$$
- حداقل مقادیر نیز برای سایر معیارها مطلوب است که
- به صورت رابطه ۲ بیان می‌شود.
- $$X'_{ij} = 1 - (X_{ij} - X_{jmin}) / (X_{jmax} - X_{jmin}) \quad \text{رابطه (۲)}$$
- با استانداردسازی و استفاده از شاخص‌های نرمال شده، امکان
- مقایسه معیارها با ماهیت‌های مختلف در یک محیط یکپارچه
- وجود دارد و این امر به تحلیل دقیق‌تر و مقایسه‌پذیرتر نتایج
- منجر می‌شود.

1- Normalized Desirability



نگاره ۴: نقشه‌های کاربری / پوشش اراضی منطقه مورد مطالعه

جدول ۱: اطلاعات مربوط به نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی حوزه آبریز کارون بزرگ

کاربری/پوشش زمین		کاربری/پوشش اراضی (۲۰۰۰)		کاربری/پوشش اراضی (۲۰۱۰)		کاربری/پوشش اراضی (۲۰۲۰)	
مساحت (کیلومتر مربع)	درصد	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد	مساحت (کیلومتر مربع)	درصد
کشاورزی	۱۵۳۶۰/۶۶۴۵	۲۲/۸۴	۱۵۲۸۳/۲۷۸۹	۲۲/۷۳	۱۵۱۵۵/۱۸۰۱	۲۲/۵۵	
جنگل	۵۶۰۸/۷۵۵۹	۸/۳۴	۵۵۴۹/۲۲۵۴	۸/۲۵	۵۳۷۹/۲۵۹۵	۸	
علفزار / بوته‌زار	۴۰۳۸۸/۸۴۱	۶۰/۰۶	۳۹۹۵۵/۰۷۴۳	۵۹/۴۱	۳۹۶۰۲/۷۴۰۵	۵۸/۹۱	
آب / تالاب	۴۸۱/۹۱۳۱	۰/۷۲	۵۷۳/۲۰۱۹	۰/۸۵	۸۰۷/۲۹۷۳	۱/۲۰	
انسان‌ساخت	۶۲۳/۰۲۰۵	۰/۹۳	۷۳۳/۷۸۳۵	۱/۰۹	۱۱۱۵/۷۸۷۶	۱/۶۶	
بایر	۴۷۸۷/۲۴۷۶	۷/۱۱	۵۱۵۵/۸۶۸۷	۷/۶۷	۵۱۸۹/۹۹۵۲	۷/۷۳	

۳-۲- کاربری و پوشش اراضی منطقه

استفاده قرار گرفتند (Shafizadeh-Moghadam et al., 2019). بررسی مطالعات حاکی از آن است که صحت کلی این نقشه‌ها، ۸۰/۳ درصد است (Liu et al., 2021). صحت طبقه‌بندی این نقشه‌ها برای مناطق وسیعی مانند منطقه مورد مطالعه این پژوهش، دقت قابل قبولی دارد.

یکی از ورودی‌های مدل‌سازی تغییرات کاربری/پوشش اراضی حوزه آبریز رودخانه کارون بزرگ، نقشه‌های LULC این حوزه است. در پژوهش پیش‌رو، برای تهیه نقشه سال‌های ۲۰۱۰، ۲۰۲۰ و داده‌های Globeland30 که توسط مرکز ملی ژئوماتیک چین (NGCC) ارائه شده، مورد

۳-۳- تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره

۳-۳-۱- روش PSI

روش PSI (شاخص انتخاب ترجیحی) که توسط مانیا^۱ و بیته^۲ در سال ۲۰۱۰ پیشنهاد شده، یک تکنیک تصمیم‌گیری چند معیاره است که اطلاعات آماری را به عنوان پایه ای برای ارائه راه‌حل‌های تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار می‌دهد. در این روش، گزینه‌ها با استفاده از مقدار امتیاز، که به نام شاخص ترجیح است و در طول فرآیند تعیین می‌شود، رتبه‌بندی می‌شوند. مهم‌ترین ویژگی این روش این است که نیازی به تعیین اهمیت نسبی معیارها و وزن‌دهی آن‌ها ندارد. همچنین، مشابه برخی از روش‌های دیگر تصمیم‌گیری چند معیاره، نیازی به تجزیه و تحلیل حساسیت ندارد. با این حال، اگر تعداد گزینه‌ها یا معیارها افزایش یابد، ممکن است ثبات نتایج دشوار شود. در این روش، وزن‌های معیارها تنها با استفاده از اطلاعات موجود در ماتریس تصمیم تعیین می‌شوند، که از اختلاف نظرهای احتمالی در مورد وزن‌دهی معیارها جلوگیری می‌کند. مراحل پیاده سازی روش PSI در هشت گام تعریف شده‌اند (Maniya & Bhatt, 2010):

گام ۱: شناسایی هدف، معیار و گزینه‌ها

در این مرحله، لازم است هدف مطالعه به طور روشن مشخص شود، معیارهایی برای ارزیابی و مقایسه گزینه‌های مختلف تعیین و یک ماتریس مناسب برای تحلیل انتخاب شود. انتخاب یک ماتریس مناسب این امکان را می‌دهد که حداکثر اطلاعات ممکن از تحلیل استخراج شده و به بهترین شکل به حل مسئله یا پاسخ به پرسش تحقیق رسید.

گام ۲: تشکیل ماتریس تصمیم

مرحله تشکیل ماتریس تصمیم شامل ایجاد یک ماتریس اولیه برای ارزیابی گزینه‌ها براساس معیارهای انتخاب شده است. در این ماتریس، هر ردیف مربوط به یک گزینه خاص است و مقدار معیار مربوطه در آن قرار می‌گیرد و

هر ستون نمایانگر یک معیار خاص است که برای ارزیابی گزینه‌ها استفاده می‌شود. در آن، عنصر X_{ij} ماتریس تصمیم مقدار معیار j برای گزینه i را مشخص می‌کند. اگر تعداد گزینه‌ها m و تعداد معیارها n باشد، می‌توان ماتریس‌های تصمیم $m \times n$ را با استفاده از رابطه (۳) تشکیل داد. درواقع ماتریس تصمیم‌گیری یک ماتریس برای ارزیابی تعدادی گزینه بر اساس تعدادی معیار است. یعنی ماتریسی که در آن هر گزینه بر اساس تعدادی معیار امتیازدهی شده است.

$$X = [X_{ij}]_{m \times n} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۳)}$$

گام ۳: نرمال‌سازی

نرمال‌سازی تقریباً در تمامی روش‌های تصمیم‌گیری استفاده می‌شود. در این تکنیک از نرمال‌سازی خطی برای بی‌بعد کردن عناصر ماتریس تصمیم استفاده می‌شود. به عبارت دیگر در مسائل چندهدفه، معیارهای مختلفی برای ارزیابی گزینه‌ها وجود دارد. برای مقایسه عادلانه این معیارها، لازم است آن‌ها به یک مقیاس واحد تبدیل شوند. این کار استانداردسازی معیارها نامیده می‌شود. اگر معیار مثبت باشد رابطه (۴) و اگر معیار منفی باشد رابطه (۵) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{ij}^{max}}, i = 1, \dots, m \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$\bar{x}_{ij} = \frac{x_{ij}^{min}}{x_{ij}}, i = 1, \dots, m \quad \text{رابطه (۵)}$$

گام ۴: محاسبه واریانس هر معیار

در این گام ابتدا میانگین هر معیار مطابق رابطه (۶) محاسبه می‌شود. سپس برای تعیین مقدار واریانس معیارها رابطه (۷) به کار می‌رود:

$$N = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m \bar{x}_{ij} \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$\phi_j = \sum_{i=1}^m (\bar{x}_{ij} - N)^2 \quad \text{رابطه (۷)}$$

1- Maniya

2- Bhatt

گام ۵: محاسبه انحراف هر معیار معادله (رابطه ۸)

مراحل پیاده سازی روش MEREC در شش گام تعریف می شود:

$$\Omega_j = 1 - \phi_j \quad \text{رابطه (۸)}$$

گام ۱: تشکیل ماتریس تصمیم

در این مرحله یک ماتریس تصمیم ساخته می شود که بیانگر امتیاز هر گزینه در مورد هر معیار است. x_{ij} نشان دهنده عناصر این ماتریس است که باید بزرگتر از صفر باشند.

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2j} & \dots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{im} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

گام ۲: نرمال سازی

تقریباً در تمام روش های تصمیم گیری چندمعیاره از نرمال سازی استفاده می شود. در این روش برای بی بعد کردن عناصر در ماتریس تصمیم، نرمال سازی خطی مورد استفاده قرار می گیرد. n_{ij} نشان دهنده عناصر ماتریس نرمال شده است. اگر B مجموعه معیارهای سودمند را نشان دهد و H نشان دهنده مجموعه ای از معیارهای غیرسودمند باشد، برای نرمال سازی می توان از رابطه ۱۳ استفاده کرد.

$$n_{ij}^x = \begin{cases} \frac{\min_k x_{kj}}{x_{ij}} & \text{if } j \in B \\ \frac{x_{ij}}{\max_k x_{kj}} & \text{if } j \in H \end{cases} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

گام ۳: محاسبه عملکرد کلی گزینه ها (S_i)

در این بخش با استفاده از وزن معیارهای برابر، یک اندازه گیری لگاریتمی برای به دست آوردن عملکرد کلی گزینه ها صورت می گیرد که این اندازه گیری بر پایه یک تابع غیرخطی است. با توجه به مقدار نرمالی که در مرحله قبل به دست آمده، می توان این اطمینان را حاصل کرد که مقادیر کوچکتر n_{ij} مقادیر بیشتری از عملکرد (S_i) را در پی دارد. معادله این محاسبه به شرح رابطه ۱۴ است.

$$S_i = \ln \left(1 + \left(\frac{1}{m} \sum_j | \ln(n_{ij}^x) | \right) \right) \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

گام ۶: تعیین وزن معیارهای معادله (رابطه ۹)

$$W_j = \frac{\Omega_j}{\sum_{j=1}^n \Omega_j} \quad \text{رابطه (۹)}$$

گام ۷: اعتبارسنجی وزن ها برای مقایسه گزینه ها

وزن های اختصاص یافته به معیارها باید به گونه ای تنظیم شوند که مجموع آن ها برابر با ۱ باشد. این شرط تضمین می کند که وزن ها به درستی اهمیت نسبی معیارها را نشان دهند و امکان مقایسه و ارزیابی گزینه ها براساس این اولویت ها به طور دقیق فراهم شود (رابطه ۱۰).

$$\sum_{j=1}^n W_j = 1 \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

گام ۸: محاسبه PSI و رتبه بندی گزینه ها (رابطه ۱۱)

$$\theta_i = \sum_{j=1}^n \bar{x}_{ij} W_j \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

۳-۲-۳- روش MEREC

در مسائل تصمیم گیری چندمعیاره، وزن معیارها اهمیت زیادی دارند و می توانند تأثیر قابل توجهی بر روی نتایج داشته باشند. روش های مختلفی برای تعیین وزن معیارها وجود دارد که می توانند عینی، ذهنی یا ترکیبی باشند. یکی از روش هایی که در این مطالعه بکار گرفته شد، روش جدیدی به نام MEREC است که برای تعیین وزن هدف معیارها مورد استفاده قرار می گیرد. این روش در سال ۲۰۲۱ توسط (Keshavarz-Ghorabae et al., 2021) معرفی شد که از یک ایده نوین برای وزن دهی معیارها استفاده می کند. این روش مشابه روش های Shannon Entropy، Critic، IDOCRIW عمل می کند.

تصاویر LULC، یک ماتریس احتمال انتقال و یک ماتریس ناحیه انتقال را ارائه می کند و روند تغییر LULC را پیش بینی می کند و همچنین نتایج را به صورت کمی ارائه می دهد (Fitzsimmons & Gettoor, 2003; Verburg et al., 2004). ماتریس احتمال انتقال به بهترین وجه، تغییر LULC را در طول زمان و مکان توضیح می دهد. ماتریس ناحیه انتقال تعداد پیکسل های پیش بینی شده برای تغییر در هر نوع LULC را در یک واحد زمانی مشخص تعیین می کند. مهم ترین کاربرد مدل مارکوف تعیین الگوی انتقالی بین LULC های مختلف با مشاهده احتمال انتقال بین حالت اولیه و پایانی است. در واقع مدل مارکوف یک مدل داده رستری از GIS است که داده های پیوسته را در فضا پیش بینی می کند. در این مدل، منطقه به واحدهای پیکسلی تقسیم می شود و هر پیکسل با مقادیر اندازه گیری شده پر می شود. مقادیر سلول ها در ستون ها نوشته می شود. مقادیر پیکسل نشان دهنده داده های کاربری زمین و تغییر پوشش زمین از تصاویر ماهواره ای است (Singh et al., 2015). مدل زنجیره مارکوف را می توان به صورت رابطه ۱۸ نشان داد (Bashir et al., 2022).

$$L_{(x+1)} = P_{ij} \times L_{(x)}' \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \dots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \dots & P_{2m} \\ P_{s1} & P_{s2} & P_{s3} & \dots & P_{sm} \\ P_{m1} & P_{m2} & \dots & \dots & P_{mm} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

P_{ij} ، احتمال انتقال بین حالت (i) و (j) و L احتمال تغییر پوشش زمین (i) در زمان (x) به کلاس پوشش زمین (j) در زمان (x + 1) است.

۳-۵- الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)

در این پژوهش، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) که توسط (Cortes & Vapnik, 1995) معرفی شده، برای تولید نقشه پتانسیل تبدیل کاربری/ پوشش اراضی مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم SVM یک روش طبقه بندی نظارت شده است که به کمک یک مرز تصمیم گیری (ابر

گام ۴: محاسبه عملکرد گزینه ها با حذف اثرات معیارها (S) در این مرحله عملکرد گزینه ها، با حذف هر یک از معیارها محاسبه می شود. لازم به ذکر است که در این گام همانند مرحله قبل از معیار لگاریتمی استفاده می شود. تفاوت بین این مرحله و مرحله قبل این است که عملکرد گزینه ها بر اساس حذف هر معیار به طور جداگانه محاسبه می شود. بنابراین، مجموعه ای از عملکردهای مرتبط با m معیارها وجود دارد. برای محاسبات این مرحله از رابطه ۱۵ استفاده می شود.

$$s_{ij} = \ln \left(1 + \left(\frac{1}{m} \sum_{k \neq j} |\ln(n_{ik}^x)| \right) \right) \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

گام ۵: محاسبه مجموع انحرافات مطلق (E)

در این مرحله، براساس مقادیر به دست آمده ی دو گام پیشین، اثر حذف معیار j محاسبه می شود. E_j نشان دهنده اثر حذف معیار j است که با استفاده از فرمول رابطه ۱۶ محاسبه می شود.

$$E_j = \sum_i |s_{ij} - s_i| \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

گام ۶: محاسبه وزن نهایی (W)

در این گام وزن هر معیار با استفاده از اثرات حذف (E_j) مرحله قبل محاسبه می شود. در ادامه، w_j مخفف وزن معیار j است که برای محاسبه آن از رابطه ۱۷ استفاده می شود:

$$w_j = \frac{E_j}{\sum_k E_k} \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

۳-۴- زنجیره Markov

آندری مارکوف^۱، ریاضیدان روسی، مدل تجزیه و تحلیل زنجیره مارکوف^۲ را در سال ۱۹۷۰ ارائه کرد، اما برای اولین بار در سال ۱۹۷۳، برنهام^۳ این مدل را در علوم کشاورزی مورد استفاده قرارداد (Bashir et al., 2022). مدل Markov زنجیره ای، مدلی برای نمایش دنباله ای از متغیرهای تصادفی است (Bajracharya & Sultana, 2022) که این مدل

1- Andrei Markov

2- Markov chains

3- Burnham

عمودی این منحنی گویای نرخ مثبت صحیح (TPR)^۴ و محور منفی این منحنی نشانگر نرخ مثبت کاذب (FPR)^۵ است که به ترتیب از روابط (۲۰) و (۲۱) استخراج می‌شوند (Fawcett, 2006).

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

در این مطالعه، TP تعداد سلول‌های کاربری / پوششی اراضی است که در واقعیت زمینی توسعه یافته‌اند و مدل به درستی تشخیص داده است. از طرف دیگر، FN تعداد سلول‌های توسعه یافته‌ای است که مدل تشخیص نداده است. همچنین FP تعداد سلول‌هایی است که در واقعیت زمینی غیر توسعه یافته هستند اما مدل به اشتباه توسعه یافته تشخیص داده است. TN نیز تعداد سلول‌های غیر توسعه یافته‌ای است که مدل توانسته است به درستی تشخیص دهد. AUC^۶ مساحت زیر منحنی ROC است که نشان‌دهنده صحت مدل است. هرچه AUC به یک نزدیک‌تر باشد، صحت مدل بیشتر است (Al Rifat & Liu, 2022).

۴- یافته‌های تحقیق و بحث

۴-۱- اهمیت عوامل محرک و شایستگی رشد شهری

در این مطالعه، برای وزن‌دهی عوامل مؤثر بر رشد اراضی انسان‌ساخت در حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ، از دو روش PSI و MERECE استفاده شده است. ابتدا عوامل محرک رشد شناسایی و تعیین شدند و سپس ضرایب وزنی این عوامل براساس اطلاعات موجود در ماتریس تصمیم محاسبه شدند. نتایج وزن‌دهی معیارها در هر دو روش در جدول (۲) ارائه شده و در فرایند شبیه‌سازی تغییرات LULC مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

صفحه^۱ کلاس‌ها را از یکدیگر تفکیک می‌کند (Kim et al., 2022). در این الگوریتم، توسط عدد ثابت C، توازن میان حاشیه و خطای طبقه‌بندی کنترل می‌شود (Bajracharya & Sultana, 2022). در صورتی که طبقه‌بندی داده‌ها به وسیله یک تابع خطی امکان‌پذیر نباشد، SVM می‌تواند با استفاده از توابع کرنل، به عنوان یک طبقه‌بندی‌کننده غیرخطی مورد استفاده قرار گیرد. از طرفی، تابع پایه شعاعی (RBF)^۲ به عنوان بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (Feng et al., 2016). به طور کلی، در SVM پس از طبقه‌بندی می‌توان با کمک یک تابع RBF پتانسیل تبدیل تغییرات LULC و توسعه مناطق شهری را تخمین زد (Halder et al., 2023). در این مطالعه نیز از همین تابع برای تولید نقشه پتانسیل تبدیل تغییرات LULC استفاده شده است.

۳-۶- مدل سلولی خودکار^۳ (CA)

مدل سلولی خودکار (CA) به عنوان یک سیستم دینامیکی گسسته، پویایی فضایی تغییرات LULC را شبیه‌سازی می‌کند، درحالی‌که مدل زنجیره مارکوف احتمالات انتقال بین دسته‌های مختلف کاربری زمین را بر اساس الگوهای تاریخی تخمین می‌زند (Wang et al., 2021). مدل CA تغییرات در LULC را در طول زمان با اعمال مجموعه‌ای از قوانین، شبیه‌سازی می‌کند و تعیین می‌نماید که چگونه یک سلول می‌تواند بر اساس وضعیت فعلی‌اش و همسایگی آن تغییر کند (Kura & Beyene, 2020). هیچ عنصر مکانی در خروجی مدل Markov وجود ندارد (Isinkaralar et al., 2022). بنابراین برای تکمیل فرایند مدل‌سازی ضروری است که از یک مدل مکمل مانند مدل CA استفاده شود (Dhanaraj & Jain, 2023).

۳-۷- منحنی ROC

با بهره‌مندی از منحنی ROC، صحت نقشه‌های شبیه‌سازی شده برای سال ۲۰۴۰ ارزیابی شده‌اند. محور

4- True Positive Rate

5- False Positive Rate

6- Area Under the Curve

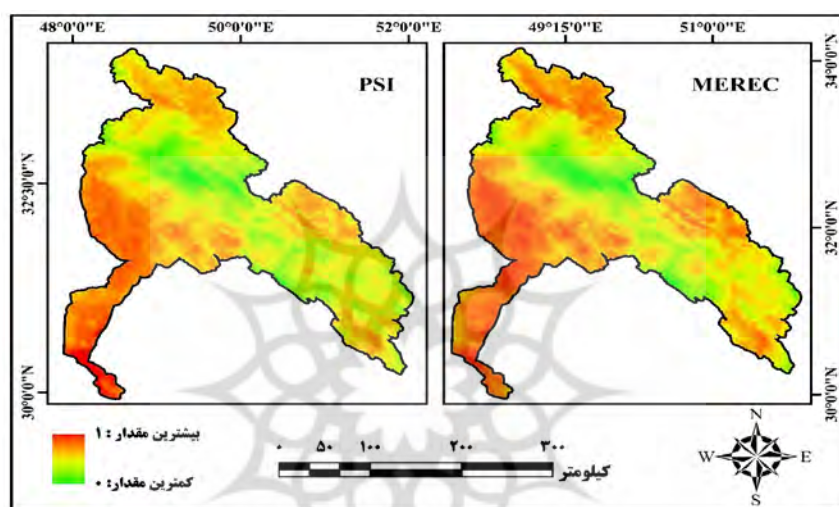
1- Hyperplane

2- Radial Basis Function

3- Cellular Automata

جدول ۲: نتایج وزن‌دهی عوامل محرک رشد اراضی انسان‌ساخت حوضه آبریز کارون بزرگ با روش PSI و MEREC

شاخص‌ها	ارتفاع	شیب	فاصله از جاده‌ها	فاصله از اراضی زراعی	فاصله از اراضی بایر	فاصله از مناطق انسان‌ساخت	فاصله از گسل	فاصله از مناطق صنعتی	فاصله از خطوط انتقال نیرو
وزن‌ها (PSI)	۰/۰۶	۰/۱۲	۰/۱۴	۰/۱۷	۰/۱۰	۰/۲۲	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۳
وزن‌ها (MEREC)	۰/۰۳	۰/۱۰	۰/۱۷	۰/۲۰	۰/۱۲	۰/۲۴	۰/۰۸	۰/۰۵	۰/۰۱



نگاره ۵: نقشه‌های پتانسیل رشد اراضی انسان‌ساخت ۲۰۱۰

نشان می‌دهد که علت آن را می‌توان به تراکم بالای مناطق شهری، سکونتگاه‌های روستایی و اراضی زراعی در این نواحی نسبت داد. با این وجود، هر دو مدل تأیید می‌کنند که امتداد شمال شرقی-جنوب غربی و نواحی شرقی منطقه به‌طور کلی پتانسیل قابل توجهی برای رشد و توسعه اراضی انسان‌ساخت دارند.

۴-۲- شبیه‌سازی رشد شهری

در راستای شبیه‌سازی تغییرات LULC منطقه مورد مطالعه برای سال ۲۰۲۰، ابتدا نقشه‌های پتانسیل تبدیل کاربری‌ها به‌صورت جداگانه به کمک الگوریتم‌های PSI+SVM-CA-Markov و MEREC+SVM-CA-Markov تهیه شده است. به‌این منظور و برای آموزش هرکدام از این مدل‌ها از نقشه‌های شایستگی رشد شهری حاصل از تحلیل MCDM

بر اساس نتایج، در هر دو روش، معیار فاصله از مناطق انسان‌ساخت بالاترین وزن و اهمیت، و معیار فاصله از خطوط انتقال نیرو کمترین وزن را به خود اختصاص داده‌اند. این یافته‌ها با پژوهش‌های مشابه، ازجمله مطالعه (Kamaraj & Rangarajan, 2022)، همسو است.

با استفاده از لایه‌های نرمال‌سازی شده معیارها برای سال ۲۰۲۰ (نگاره ۳) و ضرایب وزنی محاسبه‌شده (جدول ۲)، نقشه‌های پتانسیل رشد اراضی انسان‌ساخت منطقه تهیه شد. این نقشه‌ها یک‌بار بر اساس وزن‌دهی روش PSI و بار دیگر با استفاده از وزن‌دهی روش MEREC تولید شدند (نگاره ۵). نتایج نشان می‌دهد که در خروجی مدل PSI، مناطق جنوب غربی از بالاترین پتانسیل توسعه برخوردارند. در مقابل، مدل MEREC علاوه بر جنوب غرب، بخش‌هایی از شرق و شمال شرق منطقه را نیز دارای پتانسیل بالای توسعه

در گام بعدی، تغییرات کمی کاربری‌های زمین در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ با استفاده از زنجیره Markov محاسبه شد (جدول ۴). سپس، برای تخصیص مکانی کاربری‌ها، از مدل CA بهره گرفته شد. در نهایت، با استفاده از هر یک از الگوریتم‌های ترکیبی $PSI+SVM-CA-Markov$ و $MEREC+SVM-CA-Markov$ ، دو نقشه شبیه‌سازی شده برای کاربری/پوشش زمین منطقه در سال ۲۰۲۰ تولید شدند (نگاره ۶).

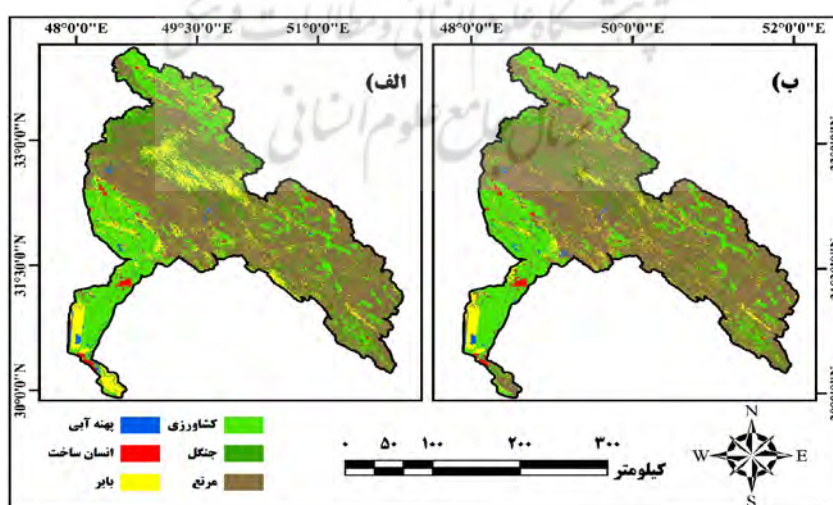
در سال ۲۰۱۰ (نگاره ۵)، استفاده شده است. پارامترهای مربوط به اجرای مدل SVM در جدول (۳) نشان داده شده‌اند.

جدول ۳: پارامترهای حاصل از اجرای مدل SVM برای شبیه‌سازی تغییرات LULC سال ۲۰۲۰

SVM	صحت Accuracy	۰/۹۳
	اندازه مهارت Skill measure	۰/۸۸

جدول ۴: ماتریس تغییرات کمی کاربری‌ها حاصل از زنجیره Markov در حدفصل زمانی بین سال‌های ۲۰۰۰ الی ۲۰۱۰

کاربری / پوشش اراضی LULC	کشاورزی	جنگل	علفزار / بوته‌زار	آب / تالاب	انسان ساخت	بایر
کشاورزی	۱۴۴۱۸/۶۹۷۵	۳۹/۶۸۵۵	۶۱۴/۸۱۶۱	۴۲/۴۸۶۳	۱/۲۴۲۹	۱۶۶/۳۵۰۶
جنگل	۲۱/۱۰۹۵	۳۹۵۹/۶۵۵۳	۱۵۰۳/۱۵۳۰	۲/۵۰۶۵	۰/۰۰۹۰	۶۲/۷۹۲۱
علفزار / بوته‌زار	۶۸۳/۵۸۶۰	۱۵۳۶/۴۹۷۱	۳۶۵۶۹/۱۵۷۳	۷۵/۲۷۸۷	۰/۴۲۲۱	۱۰۹۰/۱۳۳۱
آب / تالاب	۷۲/۹۹۲۷	۴/۴۴۹۶	۶۹/۴۵۷۵	۳۴۴/۰۴۰۳	۰/۰۲۸۸	۸۲/۲۳۳۰
انسان ساخت	۷۵/۹۶۵۴	۱/۶۷۴۹	۲۷/۵۵۲۶	۱۷/۱۷۶۳	۶۲۱/۲۴۷۵	۶/۱۶۶۸
بایر	۸۸/۳۱۳۴	۶۶/۷۹۳۵	۱۶۰۴/۷۰۴۵	۱۶/۴۲۵۰	۰/۰۷۰۲	۳۳۷۹/۵۷۲۰



نگاره ۶: کاربری و پوشش اراضی حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ در سال ۲۰۲۰

الف) خروجی مدل $MEREC+SVM-CA-Markov$ (ب) خروجی مدل $PSI+SVM-CA-Markov$

جدول ۵: مساحت کاربری/پوشش اراضی حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ سال ۲۰۲۰

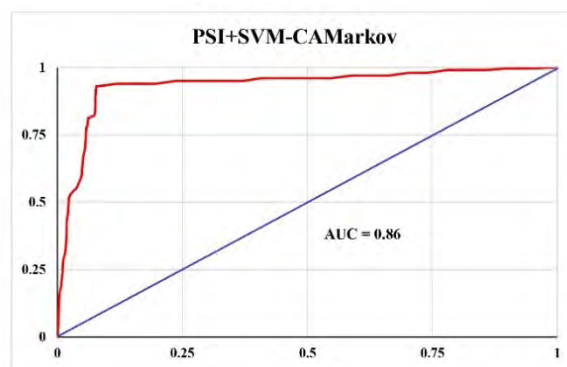
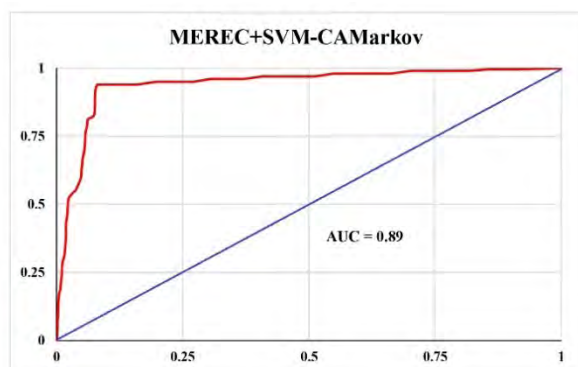
مساحت (کیلومتر مربع)		کاربری/پوشش اراضی LULC	مساحت (کیلومتر مربع)		کاربری/پوشش اراضی LULC
PSI+SVM- CA-Markov	MEREC+SVM- CA-Markov		PSI+SVM- CA-Markov	MEREC+SVM- CA-Markov	
۷۲۳/۵۲۳۵	۶۴۲/۷۰۴۴	آب / تالاب	۱۵۹۱۵/۲۸۶۸	۱۵۲۱۷/۲۰۰۹	کشاورزی
۸۷۶/۲۹۲۲	۸۴۳/۹۰۷۵	انسان‌ساخت	۷۱۸۶/۱۰۱۳	۵۴۷۷/۹۳۱۰	جنگل
۷۲۰/۱۰۱۰۷	۵۳۸۱/۲۹۴۴	بایر	۳۵۳۴۸/۲۲۸۱	۳۹۶۸۷/۴۰۴۴	علفزار / بوته‌زار

۳-۴- صحت سنجی شبیه‌سازی

برای اعتبارسنجی نتایج شبیه‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی (نگاره ۶)، از مقایسه با نقشه واقعیت زمینی کاربری و پوشش اراضی منطقه در سال ۲۰۲۰ (نگاره ۴) و تحلیل منحنی ROC استفاده شده است. نتایج حاصل از این تحلیل نشان می‌دهد که مقدار AUC برای الگوریتم‌های ترکیبی MEREC+SVM-CA-Markov و PSI+SVM-CA-Markov به ترتیب ۰/۸۹ و ۰/۸۶ هستند. براساس این نتایج، هر دو الگوریتم توانسته‌اند با دقت بسیار بالا تغییرات کاربری/پوشش اراضی منطقه مورد مطالعه را شبیه‌سازی کنند. باین‌حال، به دلیل دقت بالاتر الگوریتم ترکیبی MEREC+SVM-CA-Markov، این الگوریتم به‌عنوان گزینه بهینه برای مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ برای افق سال ۲۰۴۰ انتخاب شده است.

۴-۴- مدل‌سازی کاربری/پوشش اراضی سال ۲۰۴۰

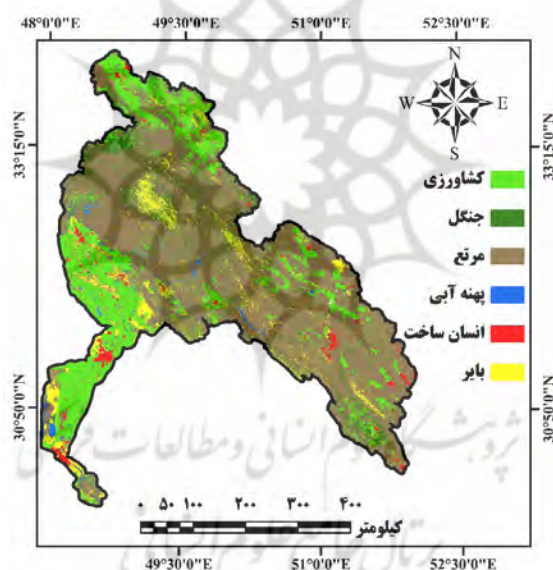
پس از تعیین الگوریتم MEREC+SVM-CA-Markov به‌عنوان الگوریتم بهینه، از آن برای شبیه‌سازی تغییرات LULC در افق ۲۰۴۰ استفاده شده است. سپس، ماتریس تغییرات کمی حاصل از تشکیل زنجیره مارکوف در جدول (۶) و نتایج تخصیص مکانی کاربری‌ها با مدل CA به همراه نقشه شبیه‌سازی تغییرات LULC حوضه آبریز کارون بزرگ برای افق ۲۰۴۰ در نگاره (۸) ارائه شده است. مقایسه روند تغییرات LULC در سال ۲۰۲۰ با نتایج پیش‌بینی‌شده برای سال ۲۰۴۰ حاصل از مدل MEREC+SVM-CA-Markov، در نگاره‌های ۶ و ۸ ارائه شده‌اند. بررسی خروجی‌های این دو الگوریتم نشان می‌دهد که اراضی انسان‌ساخت منطقه تا سال ۲۰۴۰ رشد محسوسی را تجربه خواهند کرد و مساحت این مناطق در حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ از ۸۴۳/۹۰۷۵ کیلومتر مربع در سال



نگاره ۷: منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC)

جدول ۶: ماتریس تغییرات کمی کاربری‌ها حاصل از زنجیره Markov در حدفاصل زمانی بین سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰

کاربری/پوشش اراضی LULC	کشاورزی	جنگل	علفزار / بوته‌زار	آب / تالاب	انسان‌ساخت	بایر
کشاورزی	۱۴۵۰۵/۶۷۱۷	۳۶/۳۷۰۸	۴۰۶/۹۲۶۰	۹۴/۰۴۳۷	۶/۷۰۵۹	۱۰۵/۴۶۲۰
جنگل	۳۵/۷۸۴۹	۴۲۱۵/۷۸۹۰	۱۰۷۷/۲۰۱۹	۳/۲۲۷۴	۰/۰۴۲۳	۴۷/۲۱۴۰
علفزار / بوته‌زار	۱۳۴/۵۱۴۰	۱۲۲۲/۷۸۰۵	۳۷۳۰۶/۰۶۱۱	۱۵/۱۸۴۸	۰/۸۷۴۸	۹۲۳/۳۲۵۳
آب / تالاب	۸۱/۷۳۱۷	۱۶/۰۷۳۱	۱۸۰/۸۷۲۱	۴۱۸/۲۲۱۰	۰/۱۹۹۸	۱۱۰/۱۹۹۶
انسان‌ساخت	۲۶۲/۷۵۸۶	۳/۳۸۵۸	۹۸/۶۳۹۱	۲/۵۲۵۴	۷۲۵/۵۷۴۶	۲۲/۹۰۴۱
بایر	۲۵۶/۰۴۰۱	۴۶/۲۹۲۴	۸۷۳/۲۹۰۷	۳۹/۱۰۶۸	۰/۱۴۴۰	۳۹۴۵/۱۲۱۲



نگاره ۸: نقشه LULC شبیه‌سازی شده برای سال ۲۰۴۰ با الگوریتم MEREC+SVM-CA-Markov

شهر و گسترش ساخت‌وساز مسکن، اراضی انسان‌ساخت به‌تدریج در حال افزایش است. در نمونه‌ای مشابه، پژوهش (Abdolkarim Nisi et al., 2022) نشان می‌دهد که توسعه مناطق انسان‌ساخت شهر اهواز، به‌عنوان بخشی از حوضه آبریز کارون بزرگ، همواره روندی افزایشی داشته است. (Goodarzi et al., 2023) نیز در مطالعه‌ای که بر روی رودخانه دز انجام دادند، نتیجه گرفتند که اراضی

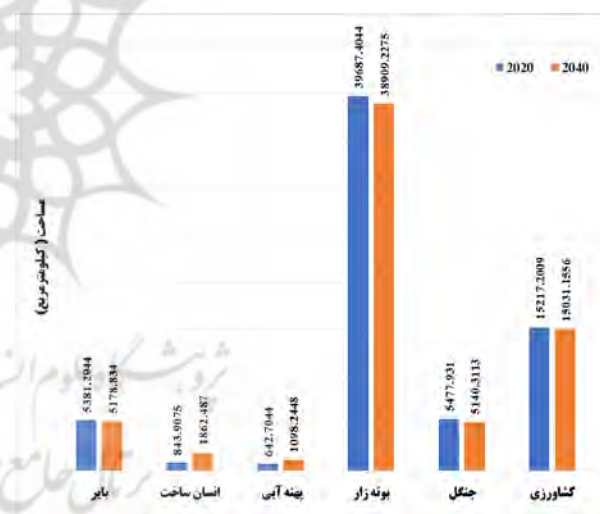
۲۰۲۰ به ۱۸۶۲/۴۸۷ کیلومترمربع در سال ۲۰۴۰ افزایش خواهد یافت. تجزیه‌وتحلیل فضایی روند توسعه این اراضی نشان داد که افزایش مساحت اراضی انسان‌ساخت عمدتاً به سمت جنوب شرقی و جنوب غرب و برخی قسمت‌های شمال شرقی منطقه بوده است. در همین راستا، (Zandi & Roki, 2021) در بررسی بخشی از شهر اهواز، به این نتیجه رسیدند که به دلیل افزایش جمعیت شهری، مهاجرت به این

آب‌وهوایی شناخته می‌شوند. درمجموع، این تغییرات اثرات مخربی بر محیط‌زیست و اکوسیستم‌های طبیعی منطقه بر جای می‌گذارند. یکی از عواملی که مستقیماً بر چرخه هیدرولوژیکی حوضه آبریز تأثیر می‌گذارد، همین تغییرات کاربری و پوشش اراضی است. به همین دلیل، مدل‌سازی تغییرات LULC به‌عنوان یکی از ابزارهای اساسی برای تحقق اهداف مدیریت منابع طبیعی در حوضه‌های آبریز شناخته می‌شود. این فرایند به سازمان‌ها و نهادهای مربوطه کمک می‌کند تا با اتخاذ استراتژی‌های مناسب، گام‌های مؤثری در جهت مدیریت بهینه اراضی بردارند. حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ یکی از مناطق استراتژیک ایران است که اهمیت مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی در آن بیش‌ازپیش احساس می‌شود؛ بنابراین، پژوهش حاضر بر مدل‌سازی تغییرات LULC در این حوضه متمرکز شده است.

در این راستا و به‌منظور دستیابی به الگوریتمی بهینه، ابتدا با استفاده از مدل‌های ترکیبی MEREC+SVM-CA-Markov و PSI+SVM-CA-Markov، تغییرات LULC منطقه برای سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی شده است. نتایج نشان داد که الگوریتم ترکیبی MEREC+SVM-CA-Markov با AUC معادل ۰/۸۹ از دقت بیشتری برخوردار است. این امر سبب شد که مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی منطقه در افق ۲۰۴۰ با استفاده از همین الگوریتم انجام شود. لازم به ذکر است که نقشه‌های چند زمانه LULC و نقشه شایستگی رشد شهری برگرفته از تحلیل MCDM، ورودی‌های مدل را تشکیل می‌دهند.

نتایج حاصل از اجرای مدل منتخب نشان داد که وسعت اراضی انسان‌ساخت حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ تا سال ۲۰۴۰ به بیش از ۱۸۶۲ کیلومترمربع خواهد رسید. گسترش اراضی ساخته‌شده توسط انسان در این حوضه پیامدهای منفی و متعددی در زمینه‌های زیست‌محیطی به دنبال خواهد داشت. ازجمله این پیامدها می‌توان به کاهش یا از بین رفتن اراضی طبیعی مانند جنگل‌ها، زیستگاه‌های

انسان‌ساخت تا سال ۲۰۳۰ روندی افزایشی خواهد داشت. در طرف مقابل، نتایج مدل‌سازی LULC پژوهش حاضر، کاهش وسعت جنگل‌ها را نشان می‌دهد. در پژوهشی که (Razmi et al., 2023)، به‌منظور بررسی تغییرات LULC که بر روی بخشی از این حوضه انجام دادند، به این نتیجه رسیدند که مساحت کاربری جنگل به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش یافته است. این امر نشان می‌دهد که تغییرات LULC حوضه آبریز رودخانه کارون بزرگ، که یکی از مهم‌ترین تغذیه‌کننده‌های خلیج فارس به‌شمار می‌آید، نیازمند طراحی استراتژی‌ها و شیوه‌های مدیریت زیست‌محیطی پایدار است تا از پایداری اکوسیستم و منابع طبیعی آن اطمینان حاصل شود. نظارت مستمر بر الگوی این تغییرات در منطقه نیز امری حیاتی به نظر می‌رسد.



نگاره ۹: روند تغییرات LULC در حدفاصل زمانی بین

سال‌های ۲۰۲۰ الی ۲۰۴۰

(خروجی مدل MEREC+SVM-CA-Markov)

۵- نتیجه‌گیری

امروزه تغییرات کاربری و پوشش اراضی (LULC) به یک نگرانی جدی تبدیل شده است. این تغییرات نتیجه مستقیم فعالیت‌های انسانی بر روی کره زمین هستند و به‌عنوان محرک اصلی اختلالات اکولوژیکی و تغییرات

3- Akdeniz, H. B., Sag, N. S., & Inam, S. (2023). Analysis of land use/land cover changes and prediction of future changes with land change modeler: Case of Belek, Turkey. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(1), 135.

4- Al Rifat, S. A., & Liu, W. (2022). Predicting future urban growth scenarios and potential urban flood exposure using Artificial Neural Network-Markov Chain model in Miami Metropolitan Area. *Land use policy*, 114, 105994.

5- Alsharif, M., Alzandi, A. A., Shrahily, R., & Mobarak, B. (2022). Land Use Land Cover Change Analysis for Urban Growth Prediction Using Landsat Satellite Data and Markov Chain Model for Al Baha Region Saudi Arabia. *Forests*, 13(10), 1530.

6- Arabi Ali Abad, F., Zare, M., & Ghafarian Malamiri, H. R. (2021). Land use Change Prediction using Markov Chain Compilation Model and Automated Cells (Case Study: Shirkuh). *Geography and Development*, 19(62), 251-270.

7- Azizi, P., Soltani, A., Bagheri, F., Sharifi, S., & Mikaeili, M. (2022). An integrated modelling approach to urban growth and land use/cover change. *Land*, 11(10), 1715.

8- Bajracharya, P., & Sultana, S. (2022). Examining the use of urban growth boundary for future urban expansion of Chattogram, Bangladesh. *Sustainability*, 14(9), 5546.

9- Bashir, O., Bangroo, S. A., Guo, W., Meraj, G., T. Ayele, G., Naikoo, N. B., Shafai, S., Singh, P., Muslim, M., Taddese, H., Gani, I., & Rahman, S. U. (2022). Simulating Spatiotemporal Changes in Land Use and Land Cover of the North-Western Himalayan Region Using Markov Chain Analysis. *Land*, 11(12), 2276. <https://www.mdpi.com/2073-445X/11/12/2276>

10- Berihun, M. L., Tsunekawa, A., Haregeweyn, N., Meshesha, D. T., Adgo, E., Tsubo, M., Masunaga, T., Fenta, A. A., Sultan, D., & Yibeltal, M. (2019). Exploring land use/land cover changes, drivers and their implications in contrasting agro-ecological environments of Ethiopia. *Land use policy*, 87, 104052.

11- Boulaghi, S., Minaei, M., Shafiizadeh Moghadam, H., & Kharazmi, O. A. (2023). Improving modeling of spatial development of cities by combining machine

حیات وحش، علفزارها و بوتهزارها اشاره کرد که منجر به انقراض برخی گونه‌های گیاهی و جانوری مهم در منطقه خواهند شد. از طرفی، رشد مداوم اراضی انسان‌ساخت در بلندمدت به کاهش منابع آبی حوضه آبریز منجر می‌شود که این امر می‌تواند به کاهش تأمین آب شرب و آبیاری مناطق مجاور و حتی به بروز مشکلات خشک‌سالی و کمبود آب بیانجامد. نتایج این پژوهش می‌تواند به کاهش پیامدهای اکولوژیکی، اقتصادی و اجتماعی ناشی از تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حوضه آبریز کارون بزرگ کمک شایانی کند.

در نهایت، پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده، علاوه بر استفاده از معیارهای تصمیم‌گیری جامع‌تر، نتایج الگوریتم به‌کاررفته در این پژوهش با دیگر الگوریتم‌های مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش اراضی مقایسه شود تا دقت نتایج بهبود یابد. همچنین در فرآیند مدل‌سازی، افزودن سناریوهای مختلف تغییرات اقلیمی می‌تواند به ارزیابی دقیق‌تر تأثیرات این تغییرات بر اکوسیستم‌ها و کاربری/پوشش اراضی کمک کند تا بر اساس آن، استراتژی‌های مدیریتی بهتری برای حفاظت از منابع طبیعی و توسعه پایدار طراحی شود.

تعارض منافع

در این پژوهش، حامی مالی و تعارض منافع وجود ندارد.

References

- 1- Abdi Dehkordi, M., Bzorg-Haddad, O., & Salavitarab, A. (2020). Investigation of the Big Karun Basin Features Considering Operation of the Study Construction Development Projects Based on Dynamic System Approach. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(2), 489-501.
- 2- Abdolkarim Nisi, Y., Afifi, M., & Mogholi, M. (2022). Environmental Assessment of Land Use Due to Dust in the Last Three Decades Using Remote Sensing Technique and CA Markov Model Case Study of Ahvaz. *Journal of Geography, Urban and Regional Studies*, 10(40), 57-69.

driving forces. Plos one, 17(7), e0260191.

22- Halder, S., Das, S., & Basu, S. (2023). Use of support vector machine and cellular automata methods to evaluate impact of irrigation project on LULC. Environmental monitoring and assessment, 195(1), 3.

23- Hao, J., Lin, Q., Wu, T., Chen, J., Li, W., Wu, X., Hu, G., & La, Y. (2023). Spatial-Temporal and Driving Factors of Land Use/Cover Change in Mongolia from 1990 to 2021. Remote Sensing, 15(7), 1813.

24- Isinkaralar, O., Varol, C., & Yilmaz, D. (2022). Digital mapping and predicting the urban growth: integrating scenarios into cellular automata—Markov chain modeling. Applied Geomatics, 14(4), 695-705.

25- Jawarneh, R. N., Abulibdeh, A., Hashem, N., Awawdeh, M., Al-Awadhi, T., Abdullah, M. M., & El Kenawy, A. M. (2024). Assessing and predicting land cover dynamics for environmental sustainability in Jordan's arid ecosystems using CA-Markov model. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 101262.

26- Kamaraj, M., & Rangarajan, S. (2022). Predicting the future land use and land cover changes for Bhavani basin, Tamil Nadu, India, using QGIS MOLUSCE plugin. Environmental Science and Pollution Research, 29(57), 86337-86348.

27- Karimov, Y., Musaev, I., Mirzababayeva, S., Abobakirova, Z., Umarov, S., & Mirzaeva, Z. (2023). Land use and land cover change dynamics of Uzbekistan: a review. E3S Web of Conferences,

28- Keshavarz-Ghorabae, M., Amiri, M., Zavadskas, E. K., Turskis, Z., & Antucheviciene, J. (2021). Determination of objective weights using a new method based on the removal effects of criteria (MEREC). Symmetry, 13(4), 525.

29- Khosravi, M., SIADAT, M. S. M., YARI, S., & AZIZPOUR, J. (2015). Field Observation of Flow in the Karun River.

30- Kim, Y., Safikhani, A., & Tepe, E. (2022). Machine learning application to spatio-temporal modeling of urban growth. Computers, Environment and Urban Systems, 94, 101801.

31- Kura, A. L., & Beyene, D. L. (2020). Cellular automata

learning methods and CA-Markov model (Case study: Qom metropolis). Journal of Geography and Regional Development, 21(3).

12- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20, 273-297.

13- Dar, M. U. D., Shah, A. I., Bhat, S. A., Kumar, R., Huisingh, D., & Kaur, R. (2021). RETRACTED: Blue Green infrastructure as a tool for sustainable urban development. In: Elsevier.

14- Dhanaraj, K., & Jain, G. V. (2023). Urban Growth Simulations in a Medium-Sized City of Mangaluru, India, Through CA-Based SLEUTH Urban Growth Model. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 51(3), 497-517.

15- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. Pattern recognition letters, 27(8), 861-874.

16- Feng, Y., Liu, Y., & Batty, M. (2016). Modeling urban growth with GIS based cellular automata and least squares SVM rules: a case study in Qingpu-Songjiang area of Shanghai, China. Stochastic environmental research and risk assessment, 30, 1387-1400.

17- Fitzsimmons, P., & Getoor, R. (2003). Homogeneous random measures and strongly supermedian kernels of a Markov process.

18- Fu, F., Deng, S., Wu, D., Liu, W., & Bai, Z. (2022). Research on the spatiotemporal evolution of land use landscape pattern in a county area based on CA-Markov model. Sustainable Cities and Society, 80, 103760.

19- Ghalehtemouri, 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.

20- Goodarzi, M. R., Niknam, A. R. R., Rahmati, S. H., & Attar, N. F. (2023). Assessing land use changes' effect on river water quality in the Dez Basin using land change modeler. Environmental monitoring and assessment, 195(6), 774.

21- Guarderas, P., Smith, F., & Dufrene, M. (2022). Land use and land cover change in a tropical mountain landscape of northern Ecuador: Altitudinal patterns and

Journal of Geosciences, 13, 1-17.

41- Omrani, H., Tayyebi, A., & Pijanowski, B. (2017). Integrating the multi-label land-use concept and cellular automata with the artificial neural network-based Land Transformation Model: an integrated ML-CA-LTM modeling framework (vol 54, pg 283, 2017). *GISCIENCE & REMOTE SENSING*, 54(3), CP3-CP3.

42- Rahman, M. M., & Szabó, G. (2022). Sustainable Urban Land-Use Optimization Using GIS-Based Multicriteria Decision-Making (GIS-MCDM) Approach. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(5), 313.

43- Razmi, R., Asakereh, H., & Masoodian, S. A. (2023). An Explanation of the Impact of Changes in climate elements on the land use changes in the Karoon River Basin. *Geographical Studies of Coastal Areas Journal*, 3(4), 69-89.

44- Roushangar, K., Aalami, M. T., Golmohammadi, H., & Shahnazi, S. (2023). Monitoring and prediction of land use/land cover changes and water requirements in the basin of the Urmia Lake, Iran. *Water Supply*, 23(6), 2299-2312.

45- Shafizadeh-Moghadam, H., Minaei, M., Feng, Y., & Pontius Jr, R. G. (2019). GlobeLand30 maps show four times larger gross than net land change from 2000 to 2010 in Asia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78, 240-248.

46- Singh, S. K., Mustak, S., Srivastava, P. K., Szabó, S., & Islam, T. (2015). Predicting spatial and decadal LULC changes through cellular automata Markov chain models using earth observation datasets and geo-information. *Environmental Processes*, 2, 61-78.

47- Taiwo, B. E., Kafy, A.-A., Samuel, A. A., Rahaman, Z. A., Ayowole, O. E., Shahrier, M., Dutti, B. M., Rahman, M. T., Peter, O. T., & Abosede, O. O. (2023). Monitoring and predicting the influences of land use/land cover change on cropland characteristics and drought severity using remote sensing techniques. *Environmental and Sustainability Indicators*, 18, 100248.

48- Tella, A., Mustafa, M. R. U., Balogun, A. O., Okolie, C. J., Bello Yamusa, I., & Ibrahim, M. (2023). Spatial Prediction of Flood in Kuala Lumpur City of Malaysia

Markov chain model based deforestation modelling in the pastoral and agro-pastoral areas of southern Ethiopia. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 18, 100321.

32- Liu, L., Zhang, X., Gao, Y., Chen, X., Shuai, X., & Mi, J. (2021). Finer-resolution mapping of global land cover: Recent developments, consistency analysis, and prospects. *Journal of Remote Sensing*.

33- Lukas, P., Melesse, A. M., & Kenea, T. T. (2023). Prediction of future land use/land cover changes using a coupled CA-ANN model in the upper omo-gibe river basin, Ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4), 1148.

34- Mahmoudzadeh, H., Abedini, A., & Aram, F. (2022). Urban growth modeling and land-use/land-cover change analysis in a metropolitan area (case study: Tabriz). *Land*, 11(12), 2162.

35- Majedi, h. r., Fathian, h., Nikbakht-Shahbazi, a. r., & Zohrabi, n. (2022). Effect of consumption and efficiency of irrigation networks on hydropower generation in Karun basin. *Journal of Water Science & Engineering*, 11(2), 73-53. https://wsej.ahvaz.iau.ir/article_688212_be9c0ad1b1855e8321f5bcaa19527760.pdf

36- Maniya, K., & Bhatt, M. G. (2010). A selection of material using a novel type decision-making method: Preference selection index method. *Materials & Design*, 31(4), 1785-1789.

37- Mathewos, M., Lencha, S. M., & Tsegaye, M. (2022). Land use and land cover change assessment and future predictions in the Matenchose Watershed, Rift Valley Basin, using CA-Markov simulation. *Land*, 11(10), 1632.

38- Mekonnen, Y. A., & Manderso, T. M. (2023). Land use/land cover change impact on streamflow using Arc-SWAT model, in case of Fetam watershed, Abbay Basin, Ethiopia. *Applied Water Science*, 13(5), 111.

39- Mhanna, S., Halloran, L. J., Zwahlen, F., Asaad, A. H., & Brunner, P. (2023). Using machine learning and remote sensing to track land use/land cover changes due to armed conflict. *Science of the Total Environment*, 898, 165600.

40- Moradi, F., Kaboli, H. S., & Lashkarara, B. (2020). Projection of future land use/cover change in the Izeh-Pyon Plain of Iran using CA-Markov model. *Arabian*

Using Logistic Regression. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 48, 363-369.

49- Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J., & Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: current practice and research priorities. *GeoJournal*, 61, 309-324.

50- Wang, S. W., Munkhnasan, L., & Lee, W.-K. (2021). Land use and land cover change detection and prediction in Bhutan's high altitude city of Thimphu, using cellular automata and Markov chain. *Environmental Challenges*, 2, 100017.

51- Yulianto, F., Prasasti, I., Pasaribu, J. M., Fitriana, H. L., Zylshal, Haryani, N. S., & Sofan, P. (2016). The dynamics of land use/land cover change modeling and their implication for the flood damage assessment in the Tondano watershed, North Sulawesi, Indonesia. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2, 1-20.

52- Zandi, R., & Roki, Z. (2021). The role of land use changes on the formation and spatial changes of thermal islands—A case study in Ahvaz city, Iran. *Sustainable Earth Review*, 1(2), 44-51.

53- Zandifar, S., Fijani, E., Naeimi, M., & Ebrahimi Khusfi, Z. (2021). Analysis of Spatiotemporal Variations of Groundwater Drought, Case Study: Karun Watershed. *Water and Soil Science*, 31(3), 101-118.

54- Zarandian, A., Mohammadyari, F., Mirsanjari, M. M., & Visockiene, J. S. (2023). Scenario modeling to predict changes in land use/cover using Land Change Modeler and InVEST model: a case study of Karaj Metropolis, Iran. *Environmental monitoring and assessment*, 195(2), 273.

COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 4.0 International \(CC BY-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/)





پروہشگاہ علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی