

Exploring the Impact of Future Land Uses on Flood Risks in Python (Case study: Tangrah Basin, Golestan Province, Iran)

Fariba Paknejad¹ | Ali Ahmadabadi²✉

1. Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Kharazmi University, Tehran, Iran.

2. Corresponding Author, Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Kharazmi University, Tehran, Iran. E-mail: Ahmadabadi@khu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:

Received: 24 Oct 2025

Received in revised form:
13 May 2026

Accepted: 10 Jun 2026

Available online: 23 Sep 2026

Keywords:

Land use change,
CA-Markov model,
Random Forest,
Flood risk zoning,
Tangrah Basin,
Remote sensing.

ABSTRACT

Detection and prediction of land use and land cover (LULC) changes provide useful information to regional decision-makers for natural resource management and environmental sustainability. In this study, land use maps of the Tangrah Basin in northeastern Iran were extracted and analyzed for the past three decades (1986, 2006, and 2020) using satellite imagery and remote sensing techniques. Future land use changes for the year 2040 were then simulated using the CA-Markov integrated model under the current management process continuation scenario. The results of the CA-Markov model show that from 1986 to 2020, the most significant change was related to forest land, which decreased from 479.13 km² in 1986 to 360.16 km² in 2020. The land use map for 2040 was also predicted using the CA-Markov model, indicating a substantial increase in urban and built-up areas by 0.99% compared to 1986. To determine the impact of land use changes on flood occurrence, flood hazard zoning was carried out for two time periods (1986 and 2040). By examining the parameters affecting flood modeling in Anaconda 4.20.0 software for both scenarios, it was determined that precipitation, distance from waterways, and land use changes played effective roles in increasing peak discharge, flood volume, and high-risk points. The results demonstrate that land use change analysis can significantly contribute to water resource management and planning in flood-prone areas.

Cite this article: Paknejad, F., & Ahmadabadi A. (2026). Exploring the Impact of Future Land Uses on Flood Risks in Python (Case study: Tangrah Basin, Golestan Province, Iran). *Geography and Environmental Sustainability*, 16(3), 21-47. <https://doi.org/10.22126/ges.2026.12729.2910>



© The Author (s).

DOI: <https://doi.org/10.22126/ges.2026.12729.2910>

Publisher: Razi University

Introduction

Land use and land cover (LULC) changes are among the most critical factors influencing environmental sustainability and natural resource management. These changes, driven by population growth, urbanization, agricultural expansion, and deforestation, have profound impacts on hydrological regimes, soil erosion, biodiversity loss, and climate change. In recent decades, remote sensing technology and geographic information systems (GIS) have become indispensable tools for detecting, monitoring, and predicting LULC changes over time. The integration of satellite imagery with spatial modeling techniques enables researchers and decision-makers to understand past trends and simulate future scenarios. Among various modeling approaches, the CA-Markov (Cellular Automata-Markov Chain) model has gained widespread acceptance due to its ability to combine temporal dynamics with spatial distribution patterns. This model is particularly useful for predicting land use transitions and assessing their environmental consequences. The Tangrah Basin, located in Golestan Province, northeastern Iran, has experienced significant LULC changes over the past three decades, accompanied by an increasing frequency of devastating floods. Understanding the relationship between land use dynamics and flood susceptibility is essential for sustainable land management and disaster risk reduction in this region. This study aims to (1) detect and analyze LULC changes in the Tangrah Basin from 1986 to 2020 using satellite imagery, (2) predict future LULC changes for 2040 using the CA-Markov model, and (3) assess the impact of these changes on flood risk zoning.

Materials and Methods

The Tangrah Basin is part of the Gorganrud watershed in Golestan Province, covering an area of approximately 625 km². The region has a semi-arid to Mediterranean climate with average annual precipitation ranging from 202 mm to 903 mm across different elevations. For LULC classification, Landsat TM (1986), ETM+ (2006), and OLI-TIRS (2020) satellite images were obtained from the USGS Earth Explorer website. Pre-processing steps included radiometric and atmospheric corrections using the FLAASH module in ENVI 5.6 software. Pan-sharpening was performed using the Gram-Schmidt method to enhance spatial resolution from 30 m to 15 m for the 2020 image. Six LULC classes were defined: forest, urban/built-up areas, agricultural land, water bodies, good rangeland, and poor rangeland. Classification was conducted using the Random Forest algorithm within the EnMap-Box 2.2 plugin in ENVI 5.6. Accuracy assessment was performed using ground control points and the Kappa coefficient. For prediction of future LULC, the CA-Markov model was implemented in TERRSET2020 software. Transition probability matrices were derived from LULC maps of 1986 and 2006, and the model was validated by comparing simulated and actual LULC for 2020. For flood susceptibility mapping, ten conditioning factors were selected based on literature review and field surveys: elevation, slope, aspect, distance from streams, lithology, annual rainfall, LULC, stream power index (SPI), topographic wetness index (TWI), and drainage density. A total of 605 flood inventory points were identified using satellite imagery, historical records, and field observations. The Random Forest algorithm was implemented in Python (Spyder 3.13) within Anaconda 4.20.0 to determine the weight of each factor. The final flood hazard maps were produced in ArcGIS 10.7 and classified into five susceptibility classes: very low, low, medium, high, and very high.

Results and Discussion

The LULC classification results revealed significant changes over the 34-year study period. Forest land decreased substantially from 479.13 km² (76.6%) in 1986 to 376.63 km²

(60.26%) in 2006 and 360.16 km² (57.6%) in 2020, representing a total loss of 118.97 km² (24.8%) between 1986 and 2020. Urban areas expanded from 1.85 km² (0.28%) in 1986 to 5.97 km² (0.95%) in 2020, reflecting rapid urbanization and infrastructure development. Agricultural land showed a slight decrease between 1986 and 2006 but increased to 71.19 km² (11.39%) by 2020. Good rangeland increased substantially from 81.20 km² (12.99%) in 1986 to 190.49 km² (30.47%) in 2020, largely due to forest degradation and conversion to rangeland. The Kappa coefficients for classification accuracy were 0.82, 0.85, and 0.91 for 1986, 2006, and 2020, respectively, indicating high reliability of the classification results. The CA-Markov model successfully simulated LULC for 2020 with an overall accuracy of 82.6%, and the predicted map for 2040 indicates continued forest loss (256.54 km²; 42.96%) and urban expansion (7.97 km²; 1.27%). Flood susceptibility mapping showed that very high and high flood risk zones increased by 26% from 1986 to 2040, while low and very low risk zones decreased by 19%. The Random Forest model performed excellently, with AUC values of 0.84 and 0.86 for 1986 and 2040, respectively. The most influential factors in flood modeling were distance from streams, stream power index, LULC changes, and precipitation.

Conclusion

This study demonstrates that LULC changes in the Tangrah Basin have significantly increased flood susceptibility over the past three decades, and this trend is projected to continue through 2040. The integration of remote sensing, CA-Markov modeling, and Random Forest algorithms provides a robust framework for detecting, predicting, and assessing the environmental impacts of land use dynamics. The findings highlight the urgent need for sustainable land management practices, including reforestation programs, strict land-use regulations, and integrated watershed management to mitigate future flood hazards. The methodology developed in this research can be applied to other flood-prone regions, supporting evidence-based decision-making for environmental planning and disaster risk reduction.

تحلیل اثر تغییرات کاربری اراضی بر پهنه‌های سیلابی (مطالعه موردی: حوضه تنگراه، استان گلستان، ایران)

فریبا پاک‌نژاد^۱ | علی احمدآبادی^۲✉

۱. دانش‌آموخته دکتری ژئومورفولوژی، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران.
 ۲. نویسنده مسئول، دانشیار ژئومورفولوژی، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران. رایانامه: Ahmadabadi@khu.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۰۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۲۰ دسترسی آنلاین: ۱۴۰۵/۰۷/۰۱ کلیدواژه‌ها: کاربری اراضی، مدل CA-Markov، مدل رندم فارست، حوضه تنگراه.	تشخیص و پیش‌بینی تغییرات (LULC) در مدیریت منابع طبیعی و پایداری محیطی، اطلاعات مفیدی را در اختیار تصمیم‌گیرندگان منطقه‌ای قرار می‌دهد. در این پژوهش، نقشه‌های کاربری اراضی حوضه تنگراه در شمال شرق ایران برای سه دهه گذشته (۲۰۲۰، ۲۰۰۶، ۱۹۸۶) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای زمین و با تکنیک سنجش از دور استخراج و تحلیل شده است. سپس تغییرات کاربری اراضی آتی برای سال ۲۰۴۰ با استفاده از مدل یکپارچه CA-Markov با توجه به سناریوی تداوم فرایند مدیریت فعلی شبیه‌سازی شده است. نتایج مدل CA-Markov نشان می‌دهد که در بازه زمانی ۱۹۸۶ تا ۲۰۲۰ بیشترین تغییر شکل مربوط به اراضی جنگلی است که از مقدار ۴۷۹/۱۳ کیلومتر مربع در سال ۱۹۸۶ به ۳۶۰/۱۶ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۰ کاهش یافته است. همچنین نقشه کاربری زمین برای سال ۲۰۴۰ توسط مدل CA-Markov پیش‌بینی شده است. نتایج پیش‌بینی مدل حاکی از افزایش معنی‌دار وسعت نواحی تکمیل‌شده و شهری به میزان ۰/۹۹٪ نسبت به سال ۱۹۸۶ است. به‌منظور میزان تأثیر تغییرات کاربری در سیلاب‌های رخ داده در منطقه، پهنه‌بندی در دو بازه زمانی ۱۹۸۶، ۲۰۴۰ در حوضه مورد نظر انجام گرفت. با بررسی پارامترها تأثیرگذار در مدل‌سازی سیلاب در نرم‌افزار Anaconda4.20.0 برای دو سناریو سال‌های ۱۹۸۶ و ۲۰۴۰ مشخص شد بارش، فاصله از آبراهه و تغییرات کاربری نقش مؤثری در افزایش دبی اوج و حجم سیلاب و نقاط پرخطر داشته است. نتایج نشان داد که تغییرات کاربری اراضی بر پاسخ هیدرولوژیکی تأثیر زیادی دارد. این می‌تواند به مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب در مناطقی که مستعد سیل هستند کمک کند.

استناد: پاک‌نژاد، فریبا؛ احمدآبادی، علی (۱۴۰۵). تحلیل اثر تغییرات کاربری اراضی بر پهنه‌های سیلابی (مطالعه موردی: حوضه تنگراه، استان گلستان، ایران). *جغرافیا و پایداری محیط*، ۱۶ (۳)، ۲۱-۴۷. <https://doi.org/10.22126/ges.2026.12729.2910>

© نویسندگان.

DOI: <https://doi.org/10.22126/ges.2026.12729.2910>

ناشر: دانشگاه رازی



مقدمه

واژه‌های کاربری و پوشش زمین، اگرچه هر دو وضعیت سطح زمین را توصیف می‌کنند (Gemtzi, 2021) و نشان‌دهنده عناصر جذب‌کننده پایه منابع هستند (Semegnew et al., 2021) و ویژگی زمانی پویا دارند، (Assaf et al., 2021) اما دیدگاه متفاوتی نسبت به هم دارند، زیرا کاربری‌های زمین منعکس‌کننده فعالیت‌های انسانی، محدوده‌های اراضی و ورودی‌ها را توصیف می‌کند که اغلب با مردم مرتبط هستند (Kaul & Sopan, 2012) در حالی که پوشش زمین شرایط بیوفیزیکی را توصیف می‌کند و ویژگی‌های طبیعی و انسانی را توصیف می‌کند که می‌توان در سطح زمین مشاهده کرد، به‌عنوان مثال، جنگل‌ها، تالاب‌های جزر و مدی، مناطق توسعه‌یافته ساخته‌شده، مراتع و آب‌ها را شامل می‌شود؛ بنابراین کاربری زمین و پوشش زمین (LULC) مجموعه پیچیده‌ای از تغییرات ناشی از تعامل محیط طبیعی و فعالیت‌های انسانی است که تأثیر مهمی بر تغییرات محیطی جهانی و توسعه پایدار دارد (Li et al., 2020). تغییرات در کاربری زمین می‌تواند به‌دلیل رشد جمعیت و توسعه فعالیت‌های منطقه‌ای رخ دهد (Gunawan et al., 2020).

بسیاری از مشکلات ناشی از این توسعه می‌تواند، فرسایش خاک، تخریب خاک و کاهش مساحت جنگل و تنوع زیستی باشد (Hu et al., 2019) که تأثیر عمده‌ای بر محیط منطقه‌ای و جهانی داشته است (Yuqin Gao et al., 2020). فعالیت‌های انسانی مانند کشاورزی و توسعه شهری و همچنین فرایندهای مختلف زیستی و محیط‌زیستی باعث تغییرات کاربری اراضی می‌شود (ایلدرومی و همکاران، ۱۳۹۸). تغییرات (LULC) نه‌تنها می‌تواند مستقیماً بر روی کمیت و کیفیت منابع زمین در زندگی انسان تأثیر بگذارد، بلکه به‌طور غیرمستقیم نیز باعث تغییرات آب و هوایی که یکی از عوامل مهم گرم شدن زمین است، شود (Baoying et al., 2008)؛ بنابراین می‌تواند رژیم هیدرولوژیکی و مکانیسم‌های بارش-رواناب یک منطقه را تغییر دهد (Li et al., 2007) و همین‌طور بر محیط‌زیست و عملکردهای اکولوژیکی (Chen et al., 2019) و افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای (Macedo et al., 2013) و همچنین منجر به از دست دادن منابع طبیعی و تأثیر مستقیم بر تولیدات مواد غذایی و پیامدهای اجتماعی و سیاسی شود (Palmate et al., 2017).

این تغییرات تأثیر منفی بر شرایط آب جهان دارد (Hua, 2017) مطالعات مختلف تخمین زده‌اند که نیمی از کیفیت آب جهان به‌دلیل فعالیت‌های انسانی کاهش یافته است (Aris et al., 2013) گسترش شهرنشینی منجر به افزایش مناطق غیرقابل نفوذ و کاهش جذب بارندگی در حوضه آبخیز شده و باعث تغییراتی در هیدرولوژی رودخانه، ایجاد رواناب پس از بارندگی و در نتیجه کاهش شارژ آبخوان می‌شود (Quan et al., 2015). تشخیص تغییرات (LULC) با مقایسه تغییرات رخ داده در یک منطقه خاص با توجه به تصاویر گرفته‌شده در زمان‌های مختلف امکان‌پذیر است. امروزه داده‌های سنجش از دور منبع داده مناسبی برای شناسایی و تشخیص تغییرات در نظر گرفته می‌شود زیرا به‌دلیل برخی ویژگی‌های مانند فرکانس زمانی بالا، قابلیت دسترسی، پوشش جهانی زمین برای سال‌های متوالی، مناسب بودن برای محاسبات و داشتن طیف گسترده، پتانسیل بالایی برای تجزیه و تحلیل تغییرات مکانی و زمانی را دارد (Kantakumar et al., 2019).

پیش‌بینی تغییرات (LULC) برای درک و تشخیص تغییراتی که ممکن است در هر کلاس کاربری زمین در آینده رخ دهد، مهم است. چنین پیش‌بینی‌هایی برای طراحان برنامه‌های کاربری زمین، مدیران منابع و محیط‌بانان برای کاهش اثرات نامطلوب در مدیریت و حمایت از تصمیمات و استراتژی‌های سیاستی پایدار و قوی بسیار مفید است (Munthali et al., 2019). پیش‌بینی تغییرات پوشش اراضی روشی مفید برای دستیابی به یک دید کلی برای مدیریت بهتر منابع طبیعی و حفاظت از اراضی کشاورزی در مناطق شهری است و در انجام اقدامات بلندمدت بسیار مؤثر است (Varga et al., 2019). مدل‌های LULC برای ارزیابی تغییرات آتی که از تصمیم‌گیری برنامه‌ریزی و کاربری زمین پشتیبانی می‌کنند، توسعه یافته‌اند (Feng et al., 2020).

مدل مارکوف مدلی است که در آن وضعیت آینده یک سیستم را می‌توان صرفاً بر اساس وضعیت قبلی پیش‌بینی کرد. پیش‌بینی تغییرات آینده با ایجاد ماتریس احتمال انتقال تغییر (LULC) از دوره یک به دوره دو به دست می‌آید (Hyandye et al., 2017). مدل CA-Markov یکی از پرکاربردترین مدل‌های توسعه‌یافته CA با رویکرد مدل تبدیل مکانی-زمانی بوده است (Han et al., 2009)؛ و در پیش‌بینی و شبیه‌سازی تغییرات کاربری زمین در بسیاری از کشورها مانند ایالات متحده

(Subedi et al., 2013)، برزیل (Bacani et al., 2016) پر تغال (Araya et al., 2010) استفاده شده است. مدل مارکوف برای درک ماهیت تصادفی و پایداری کاربری زمین و پوشش زمین (LULC) بسیار خوب و مفید است (Mondal et al., 2016) جایی که توصیف تغییرات و فرایندها در زمین دشوار است. تجزیه و تحلیل زنجیره مارکوف یک رویکرد مدل‌سازی تصادفی است که به‌طور گسترده در مطالعه پویا تغییر کاربری زمین در مقیاس‌های مختلف، به‌ویژه مطالعات در مقیاس بزرگ استفاده می‌شود (Huang et al., 2008). فرض انتقال ثابت در مدل‌های زنجیره مارکوف، روش را برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت مناسب می‌کند (Sinha & Kimar, 2013). توانایی مدل برای ادغام داده‌های زمین‌فضایی و سنجش از دور و داده‌های بیوفیزیکی و اجتماعی-اقتصادی، شبیه‌سازی جامع‌تری از تغییرات (LULC) از الگوها به فرایندها را ممکن می‌سازد (Munthali et al., 2019).

ادغام مدل مارکوف و خودکار سلولی در مدل‌های رگرسیونی عملکرد بهتری در پیش‌بینی تغییر کاربری و پوشش زمین دارد (Xu et al., 2019). مطالعات متعددی در زمینه مدل CA-Markov در شبیه‌سازی (LULC) برای اهداف مختلف به کار گرفته شده است که می‌توان به پژوهش‌های زیر اشاره کرد:

ادهگری و همکاران (۲۰۱۲) برای شبیه‌سازی تغییرات پوشش جنگلی از مدل مارکوف استفاده کردند و نتایج نشان‌دهنده کاهش جنگل‌زدایی بعد از سال ۱۹۹۲ است (Adhikari et al., 2012).

تودون وادا و همکاران (۲۰۱۴) تغییرات پوشش جنگلی را در نامیبیا، در نیجریه، طی سال‌های ۱۹۸۶ تا ۲۰۱۰ را تجزیه و تحلیل کرد و با استفاده از مدل‌های GIS و RS و مدل زنجیره مارکوف، پیش‌بینی ۲۱ سال آینده را ارائه کرد. نتایج نشان می‌دهد که سطح جنگل‌های منطقه به‌دلیل فعالیت‌های انسانی از جمله برداشت‌های غیرمجاز و کشاورزی در حال کاهش است (Tudun et al., 2014).

گاشو و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات کاربری و پوشش زمین در حوزه آبخیز آنداسا پرداختند و به این نتیجه رسیدند که افزایش زمین‌های زیر کشت و مساحت ساخته شده است و برداشت و کاهش جنگل، بوته‌زار و علفزار در دوره‌های ۲۰۳۰ و ۲۰۴۵ ادامه یافته است (Gashaw et al., 2017).

علیانی و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی تغییرات کاربری زمین را با استفاده از مدل سلولی CA-Markov (CA) برای سال ۲۰۲۳ شبیه کردند؛ و نتایج حاکی از روندی مثبت به سمت مناطق پایدار و همگن در آینده است (Aliyani et al., 2019).

گدانگ و همکاران (۲۰۲۰) با تحلیل و پیش‌بینی دینامیک کاربری زمین و پوشش زمین از طریق شبیه‌سازی‌های مدل CA-Markov در چین به این نتیجه رسیدند که به‌طور کلی، علفزار، زمین‌های زراعی و جنگلی به ساخت و ساز تبدیل شده‌اند. (Gebdang et al., 2020).

خاوالده و همکاران (۲۰۲۰) پیش‌بینی می‌کنند گسترش شهری از سال ۲۰۱۵ تا ۲۰۳۰ و ۲۰۵۰ روند افزایشی دارد (Khawaldah et al., 2020).

ونگ و همکاران (۲۰۲۱) با بررسی شبیه‌سازی تغییر کاربری و پوشش زمین در یک منطقه خشک با مدل مارکوف به این نتیجه رسیدند که (LULC) طی ۳۰ سال آینده به‌طور چشم‌گیری تغییر خواهد کرد (Wang & Guan, 2021).

در ایران نیز در این زمینه پژوهش‌های متعددی انجام شده است از جمله می‌توان به مطالعه ایلدرمی و همکاران (۱۳۹۶) با بررسی تغییرات کاربری اراضی به روش مارکوف پرداختند که نتایج پژوهش آنان نشان‌دهنده افزایش ۵/۷۷ درصدی مساحت جنگل و کاهش ۶/۳ درصدی مراتع تا سال ۲۰۴۲ بود. اصغری و همکاران (۱۳۹۹) به بررسی پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی به روش مارکوف پرداختند که نتایج حاصل از این بررسی حاکی از دقت بالای پیش‌بینی مدل مارکوف در پایش روند تغییرات به‌ویژه رشد شهری بوده است، نتایج حاکی از پایایی این روش‌ها برای تحلیل تشخیص تغییر است.

اسماعیل‌زاده و همکاران (۱۴۰۴) به آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی در شهر تهران و ریسک‌های محیطی آن پرداختند نتایج نشان داد کاربری اراضی و پوشش اراضی در منطقه، می‌تواند ریسک‌های محیطی متعددی را به همراه داشته باشد. هدف این پژوهش ارزیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه تنگراه با کمک تصاویر ماهواره‌ای برای سال‌های ۱۹۸۶ تا ۲۰۲۰ و مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات زمین با کمک فناوری سنجش از دور تا سال ۲۰۴۰ است، همچنین با استفاده از

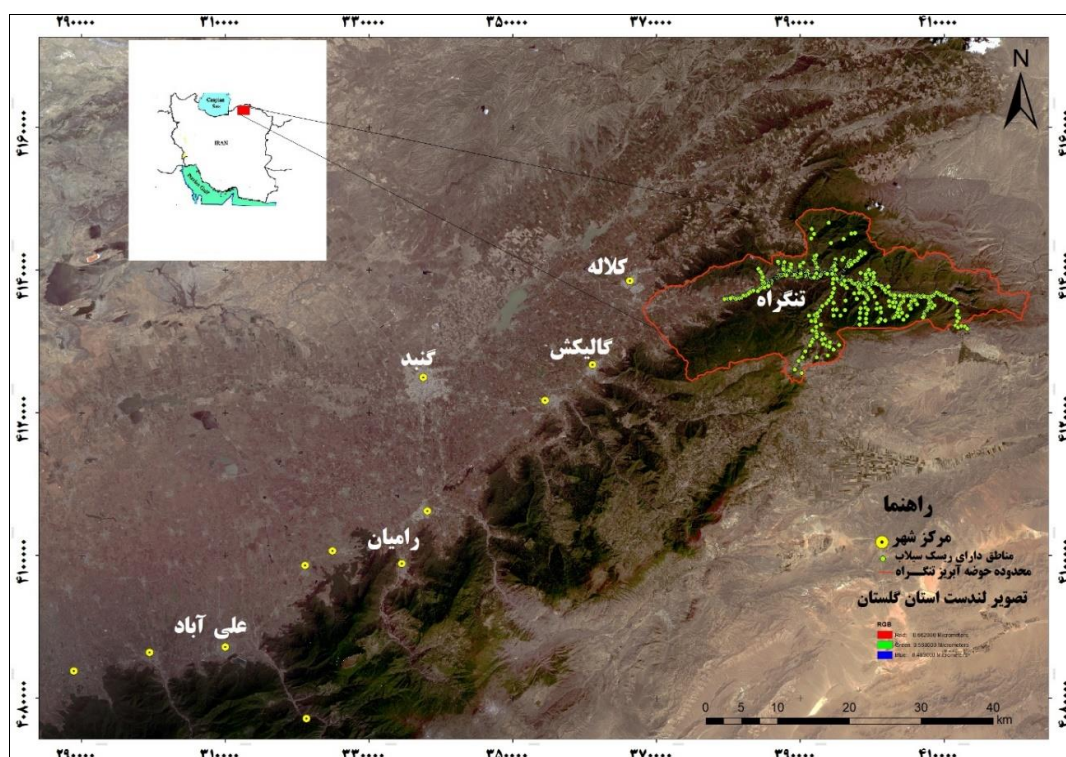
تغییرات کاربری اراضی طی سال‌های ۱۹۸۶ تا پیش‌بینی سال ۲۰۴۰ پهنه‌بندی سیلاب برای دو سال منتخب انجام و نتایج باهم بررسی شد.

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

این حوضه در محدوده مختصات $36^{\circ} 35' 05''$ تا $38^{\circ} 15' 19''$ عرض شمالی و $54^{\circ} 10' 40''$ تا $54^{\circ} 26' 55''$ طول شرقی قرار گرفته است (شکل ۱). گرگان‌رود با طول حدود ۳۰۰ کیلومتر و حوضه آبخیزی به مساحت ۱۰۲۵۰ کیلومترمربع از دامنه‌های شمالی البرز شرقی و دامنه‌های غربی استان خراسان شمالی از رشته‌کوه آلاداغ در بجنورد سرچشمه گرفته و پس از طی ۲۰۰ کیلومتر از ناحیه خواجه نفس در نزدیکی بندر ترکمن به دریای خزر می‌ریزد رودخانه گرگان‌رود از میان شهر آق‌قلا گذشته و بافت اصلی این شهر در دو طرف رودخانه یعنی شمال و جنوب آن گسترش پیدا کرده است و برای ارتباط طرفین شهر چند پل روی رودخانه گرگان‌رود احداث شده است.

میانگین بارندگی در نقاط مختلف حوضه متفاوت است؛ به‌طوری که این میزان از ۲۰۲ میلی‌متر در رباط قره‌بیل تا ۹۰۳ میلی‌متر در پی‌پشته تغییر می‌کند. میانگین دمای سالانه نیز از صفر درجه سانتی‌گراد در ارتفاعات البرز تا بیش از ۱۷/۵ درجه سانتی‌گراد در بخش‌های شمال‌شرقی حوضه متغیر است. از نظر زمین‌شناسی، تشکیلات حوضه گرگان‌رود شامل ماسه‌سنگ قرمز، سازندهای کامبرین-اردوئین، آهک و آهک‌های شیستی دونین، همچنین نهشته‌های پرمین، ژوراسیک و کرتاسه و ماسه‌سنگ‌های آهکی ترشیری است؛ با این حال، مهم‌ترین واحد زمین‌شناسی آن، تشکیلات کواترنری (دوران چهارم) است که بخش عمده دشت حوضه گرگان‌رود را دربر می‌گیرد. از نظر پوشش گیاهی، ارتفاعات حوضه عمدتاً دارای پوشش جنگلی است و این حوضه، به‌عنوان بخشی از دامنه‌های شمالی رشته‌کوه‌های البرز، از جنگل‌های پهن‌برگ بهره‌مند است؛ در مناطق شرقی، این پوشش به جنگل‌های تنک و درمنه‌زارها تبدیل می‌شود، در شمال‌شرق حوضه تیپ‌های گیاهی درمنه و گندمیان یک‌ساله (مراعات قشلاقی) گسترش دارند، در بخش‌های غربی گیاهان شورپسند مشاهده می‌شود و در مرتفع‌ترین نقاط حوضه آبخیز گرگان‌رود، جنگل‌های ارس استقرار یافته‌اند.



شکل ۱. موقعیت محدوده مورد مطالعه (لندست ۸ (OLI-TIRS))

داده‌های مورد استفاده در پژوهش

در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای Landsat TM، Landsat ETM+ و TIRS OLI به ترتیب مربوط به سال‌های ۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰ برای طبقه‌بندی و بررسی تغییرات کاربری اراضی در حوضه تنگراه واقع در استان گلستان استفاده شده است. علت انتخاب این تصاویر قدمت سری‌های زمانی و توان تفکیک طیفی و مکانی بالا و همچنین در دسترس و رایگان بودن این تصاویر است. تصاویر مورد نظر از سایت <https://earthexplorer.usgs.gov> تهیه شد. مشخصات تصاویر ماهواره‌ای استفاده‌شده در جدول ۱ آورده شده است. به منظور پردازش تصاویر و تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار ENVI 5.6 و برای اخذ خروجی از پردازش‌های انجام‌شده تصاویر، از نرم‌افزار آرک جی‌آی‌اس^۱ استفاده شده است. از نرم‌افزار ENVI 5.6 برای طبقه‌بندی تصاویر مورد نظر از روش الگوریتم جنگل تصادفی^۲ و با استفاده از افزونه EnMap-Box 2.2 استفاده شد. از نرم‌افزار TERRSET2020 جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات استفاده شد؛ و برای ارزیابی صحت و دقت طبقه‌بندی و نیز مقایسه نتیجه طبقه‌بندی با واقعیت زمینی از ضریب کاپا استفاده شد. برای محاسبه تغییرات و پیش‌بینی، شبیه‌سازی تغییرات برای سال‌های ۲۰۴۰ از مدل سلول خودکار مارکوف استفاده شده است. ترتیب کلی مراحل در فلوچارت شکل ۲ آورده شده است.

جدول ۱. جزئیات تصاویر لندست مورد استفاده در این مطالعه

ردیف	ماهواره	سنسور	وضوح مکانی (متر)	کل مرز	نام کاربری	UTM Zone	تاریخ	فرمت
۱	لندست ۵	TM	۳۰*۳۰	۷	1986 LULC	40 N	1986/05/19	Geotiff
۲	لندست ۷	ETM+	۳۰*۳۰	۷	2006 LULC	40 N	2006/03/31	Geotiff
۳	لندست ۸	OLI-TIRS	۳۰*۳۰	۱۱	2020 LULC	40 N	2020/06/08	Geotiff

پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای

پس از تهیه تصاویر ماهواره‌ای، اصلاحات رادیومتری و هندسی برای آماده‌سازی داده‌ها برای پردازش و استخراج اطلاعات مفید انجام شد. از آنجایی‌که تصاویر ماهواره‌ای لندست خود جز تصاویر مرجع برای ژئورفرنس کردن تصاویر و نقشه‌های فاقد زمین مرجع است، نیاز به بررسی زمین مرجع بودن تصاویر نشد (میرعلیزاده‌فرد و علی‌بخشی، ۱۳۹۸). در مرحله بعد تصحیح رادیومتری بر روی تصاویر ماهواره‌ای اعمال شد و در گام بعد، تصاویر با استفاده از ماژول FLAASH در نرم‌افزار ENVI 5.6 با هدف کاهش تداخل‌های جوی پردازش شدند. با توجه به اینکه پیکس سایر تصاویر ماهواره‌ای مورد نظر ۳۰ متر است برای ارتقای توان تفکیک مکانی این تصاویر از روش‌های تلفیق تصاویر ماهواره‌ای استفاده‌شده به این شکل که تصویر فلش به‌دست‌آمده را با باند پانکروماتیک (باند ۸) سنسور OLI در سال ۲۰۲۰ که از پیکسل سائز ۱۵ متری برخوردار بود با دستور GRAM SCHMIDT در نرم‌افزار ENVI 5.6 تلفیق و تصویر ۱۵ متری از منطقه به دست آمد و برای سال‌های دیگر نیز فرایند مذکور انجام شد؛ و در مرحله بعد ذخیره‌سازی تصویر، موزاییک و برش ماسک، تصاویر سنجش از دور پیش‌پردازش شده تولید شد.

آماده‌سازی نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب

به‌منظور تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب سال ۱۹۸۶ و پیش‌بینی آن برای سال ۲۰۴۰، و نیز بررسی میزان تأثیر تغییرات کاربری اراضی بر افزایش سیلاب در حوضه مورد نظر، ارزیابی اهمیت و میزان اثرگذاری هر یک از عوامل مؤثر بر گسترش پهنه‌های خطر سیلاب ضروری است. مهم‌ترین عوامل ایجاد سیلاب در منطقه شامل ارتفاع، شیب، بارش‌های ناگهانی با دبی بالای جریان و تغییرات کاربری اراضی است (شکل ۳). در سال‌های اخیر، وقوع سیلاب خسارات قابل‌توجهی به جاده ارتباطی مشهد-گرگان و نواحی روستایی منطقه وارد کرده است؛ از این‌رو، تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر سیلاب به‌منظور مدیریت و کاهش خسارات آن ضرورت دارد.

در این پژوهش، بر پایه بررسی‌های میدانی گسترده، از ۱۰ عامل مؤثر در پهنه‌بندی سیلاب شامل طبقات ارتفاعی، درصد شیب، فاصله از آبراهه، زمین‌شناسی، میزان بارندگی، کاربری اراضی در سال ۱۹۸۶ و پیش‌بینی آن برای سال ۲۰۴۰، جهت شیب، شاخص قدرت آبراهه و شاخص رطوبت توپوگرافیک استفاده شده است. برای استخراج مؤلفه‌هایی مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب و انحنای دامنه‌ها، از مدل رقومی ارتفاعی با قدرت تفکیک ۳۰ متر بهره گرفته شد. همچنین رقومی‌سازی نقشه‌های پایه و پردازش لایه‌ها در سامانه آرک جی‌آی‌اس انجام گرفت و برای تهیه برخی لایه‌ها از جمله لیتولوژی، فاصله از جاده و فاصله از آبراهه، از روش فاصله اقلیدسی استفاده شد. شاخص توان آبراهه، که بیانگر قدرت فرسایشی جریان آب است، با استفاده از توابع تحلیلی همین سامانه محاسبه گردید.

به‌منظور تهیه نقشه مجموع بارندگی سالانه، داده‌های ایستگاه‌های هیدرومتری تنگراه، گالیکش، تمر و گنبدکاووس به‌کار گرفته شد و از طریق درون‌یابی ریاضی به سطح حوضه تعمیم داده شد. فاکتور کاربری اراضی نیز مطابق مراحل تشریح‌شده در ابتدای پژوهش آماده‌سازی گردید. شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI)، به‌عنوان یکی از شاخص‌های مؤثر بر وقوع و پتانسیل سیلاب در حوضه‌های آبخیز (Varga, 2019)، با بهره‌گیری از روابط مربوط محاسبه شد. همچنین شاخص قدرت آبراهه، که نسبت مساحت بالادست به شیب زمین را نشان داده و بیانگر ویژگی‌های نیمرخ طولی آبراهه است، با استفاده از توابع تحلیلی استخراج و بر اساس رابطه مربوطه در چهار کلاس طبقه‌بندی شد (Varga, 2019).

$$TWI=IN(A_s/Tan)$$

رابطه ۱

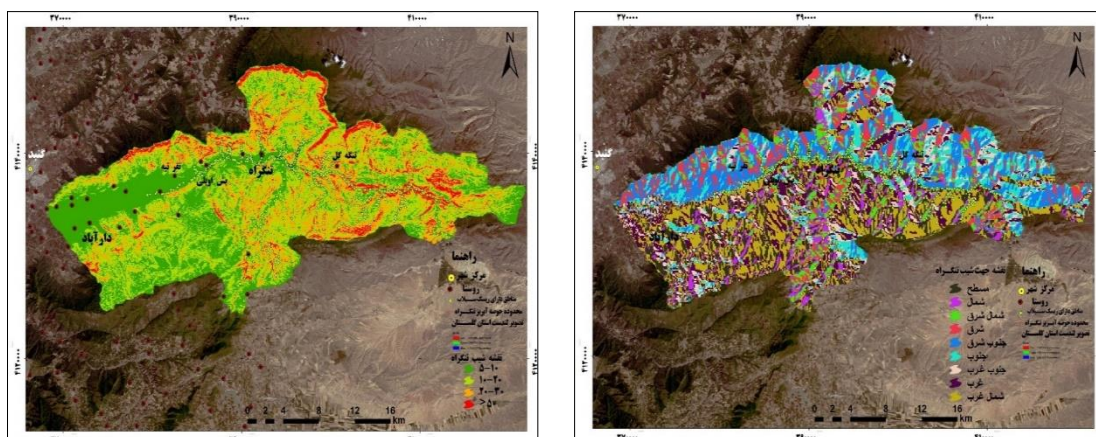
$$SPI=A_s/Tan\beta$$

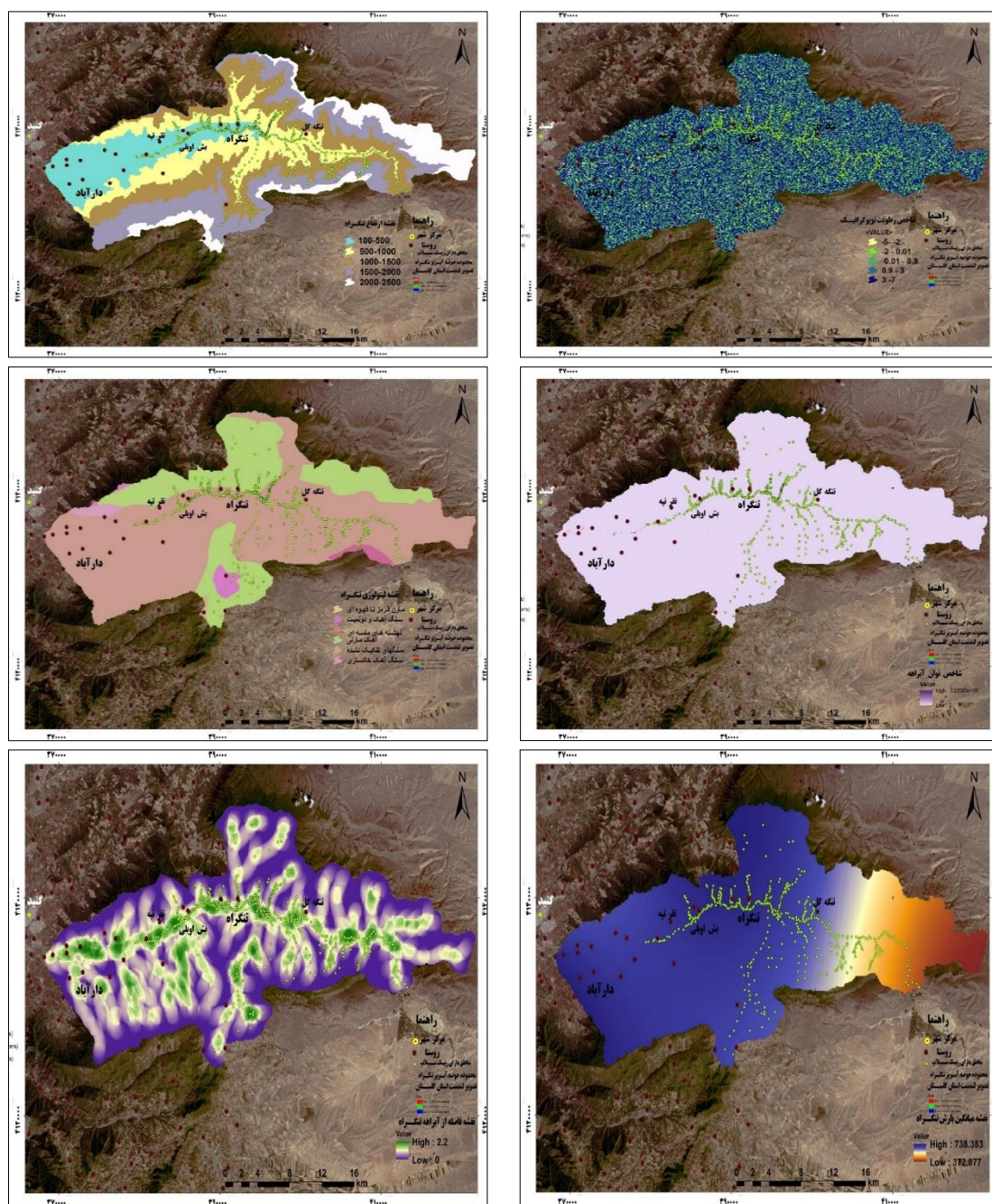
رابطه ۲

موقعیت سیلابی با تعداد ۶۰۵ نقطه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و بازدیدهای میدانی و تطبیق آن با پروژه جایگاه، آماده شده و درنهایت از ۷۰٪ این نقاط برای آموزش مدل و ۳۰٪ باقی‌مانده آن برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفته است. در پژوهش حاضر برای تهیه نقشه خطر وقوع سیلاب و ارزیابی صحت دقت الگوریتم‌های یادگیری ماشین از روش RF استفاده شده است. برای این کار از ۱۰ فاکتور مستقل و پهنه‌های سیلاب استفاده شده است که این داده‌ها در محیط آرک جی‌آی‌اس آماده‌سازی شد. پس از آن وزن‌دهی هر یک از شاخص‌ها در نرم‌افزار Anaconda4.20.0 انتقال داده و با استفاده از کد دستوری سطح زیر منحنی در ماژول 3.13 Spyder (Python) دقت مدل را به دست آمده است؛ و وزن آن‌ها در محیط آرک جی‌آی‌اس روی هر یک از لایه‌های رقومی اعمال شد و درنهایت پهنه‌های خطر وقوع سیلاب در ۵ کلاس بسیار خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد تهیه شد.



شکل ۲. فلوجارت انجام پژوهش





شکل ۳. نقشه‌های عوامل مؤثر برای تهیه نقشه پهنه‌بندی سیلاب

پردازش تصاویر ماهواره‌ای

برای طبقه‌بندی پوشش اراضی، شش طبقه کاربری شامل جنگل، مناطق شهری، اراضی کشاورزی و مناطق آبی، مراتع با پوشش گیاهی خوب، اراضی با پوشش ضعیف (مرتع و زمین بایر)، در نظر گرفته شد (جدول ۲). برای تهیه نقشه‌های کاربری اراضی به روش طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، داشتن نمونه‌های آموزشی از منطقه ضروری است. نمونه‌ها در دو مرحله جمع‌آوری می‌شوند: الف: جمع‌آوری نمونه‌های آموزشی قبل از طبقه‌بندی برای طبقه‌بندی و آشنایی با ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه. ب: جمع‌آوری نمونه‌های پس از طبقه‌بندی به منظور ارزیابی دقت و کنترل نتایج و همچنین طبقه‌بندی، این نمونه‌ها در دو مرحله با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی، نقشه‌های زمین‌شناسی، بازدیدهای میدانی و تصاویر گوگل ارث انتخاب شدند. نمونه‌های هر طبقه با توزیع یکنواخت در کل منطقه مورد مطالعه و با در نظر گرفتن ویژگی‌های اصلی و فرعی

زمین که با استفاده از نقشه‌های موجود (مانند نقشه‌های توپوگرافی و نقشه‌های زمین‌شناسی) شناسایی می‌شوند، جمع‌آوری شد و از بازدیدهای میدانی برای اطمینان از صحت نمونه‌برداری و بازنمایی استفاده شد به این شکل که ابتدا نقشه طبقه‌بندی کاربری اراضی مورد نظر در نرم‌افزار ENVI 5.6 با استفاده از ۷۰٪ نمونه‌های آموزشی با روش الگوریتم جنگل تصادفی برای سال‌های ۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰، هر طبقه از کاربری‌های اراضی استخراج شد. سپس ارزیابی صحت تصاویر طبقه‌بندی‌شده در طول سال‌های مورد مطالعه با استفاده از نقاط کنترل زمینی (بیش از ۱۰۰ رندومی) انجام شد.

جدول ۲. طرح طبقه‌بندی کاربری اراضی استفاده‌شده برای این مطالعه

ردیف	کاربری زمین / پوشش زمین	توضیحات
۱	اراضی جنگلی	منطقه‌ای پوشیده از جنگل انبوه
۲	مناطق شهری	این دسته شامل سکونت‌گاه‌های شهری و روستایی، ارتباطات حمل و نقل و تأسیسات تفریحی می‌شود
۳	اراضی کشاورزی	مناطق تحت پوشش محصولات چندساله و یک‌ساله
۴	مناطق آبی	این دسته شامل مناطقی با آب‌های سطحی به شکل برکه، دریاچه، زهکش و کانال و... است
۵	مراتع با پوشش گیاهی خوب	اراضی مرتعی در معنای محدود، بخش‌های محصور از زمین‌های کشاورزی است که توسط دام‌های اهلی مانند اسب، گاو، گوسفند یا خوک چرا می‌شود.
۶	اراضی با پوشش ضعیف	زمین بدون پوشش گیاهی، همچنین زمین‌های زراعی رهاشده، زمین‌های فرسوده‌شده به دلیل تخریب زمین

مدل مارکوف

زنجیره مارکوف یک مدل تصادفی است که در آن می‌توان وضعیت یک سیستم در آینده را با توجه به حالت قبلی آن پیش‌بینی کرد (Behera et al., 2012). تحلیل انواع کاربری زمین، روندها و ابعاد تغییرات (Huang et al., 2008). دو مدل معرف مدل زنجیره مارکوف (مولر و میدلتون، ۱۹۹۴) و مدل CA (اتوماتای سلولی) مارکوف (کلارک، ۱۹۹۷) هستند. در رابطه ۳ مدل همگن مارکوف برای پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی به صورت معادله ریاضی نشان داده شده است (Subedi et al., 2013)

$$l_{t+1} = p_{ij} \times l_{(t)} \text{ And } p_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1M} \\ P_{21} & P_{22} & & \\ \vdots & & \ddots & P_{M2} \\ & & & \vdots \\ P_{M1} & P_{M2} & \dots & P_M \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$(0 \leq P_{ij} < 1 \text{ And } \sum_{j=1}^m p_{ij} = 1, i, j = 1, 2, \dots, m)$$

در رابطه ۳، $L(t)$ و $L(t+1)$ به ترتیب حالت‌های کاربری زمین در دوره‌های $t+1$ و t یک ماتریس احتمال انتقال در یک حالت است؛ به عبارت دیگر، زنجیره مارکوف به عنوان رابطه ۴ از توزیع کاربری زمین در ابتدا (Mt) و پایان یک دوره زمانی گسسته ($Mt+1$) و همچنین از یک ماتریس انتقال (MLC) ایجاد می‌شود که تغییرات رخ داده در دوره زمانی مورد نظر را نشان می‌دهد.

$$\begin{bmatrix} lc_m & lc_{ua} & lc_{uw} & \dots \\ lc_{au} & lc_{aa} & lc_{aw} & \dots \\ lc_{wu} & lc_{wa} & lc_{ww} & \dots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_t \\ A_t \\ W_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_t \\ A_t \\ W_t \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$M_{LC} = M_{mt} = M$$

اتوماتای سلولی (CA) مدلی برای دینامیک فضایی است که به طور گسترده‌ای برای مطالعه تغییرات کاربری زمین استفاده می‌شود (ادیکاری و همکاران، ۲۰۲۱). اتوماتای سلولی شامل مجموعه‌ای از حالت‌ها، فضای سلول و قوانین انتقال است (Huang et al., 2020). اتوماتای سلولی منظره‌ای را به عنوان شبکه نشان می‌دهد که در آن هر سلول در هر مرحله زمانی T+1 با استفاده از قانون گذار بر اساس وضعیت سلول‌های مجاور در زمان t و طبق قوانین انتقال از پیش تعیین شده به روز می‌شود (عزیزی و همکاران، ۱۳۹۴). وضعیت سلول در مرحله بعدی با توجه به مجموعه‌ای از قوانین انتقال به وضعیت فعلی سلول و همچنین حالت سلول‌های اطراف بستگی دارد (Mitsova et al., 2011).

اتوماتای سلولی از چهار عنصر تشکیل شده است: فضای سلولی، حالات سلولی، مراحل زمانی و قوانین انتقال با استفاده از اتوماتای سلولی، می‌توان دینامیک سیستم‌های پیچیده را شناسایی کرد و آن‌ها را در قالب قوانین ساده پیشنهاد کرد. سپس، با استفاده از این قوانین، می‌توانیم آینده سیستم را به صورت فضایی مدل‌سازی کنیم (Singh, 2003). در پژوهش حاضر، مدل زنجیره‌ای مارکوف CA و مدل اتوماتای سلولی یکپارچه شده‌اند. هر دو مدل‌های گسسته در زمان و مکان هستند. زنجیره مارکوف هیچ دانشی در مورد توزیع فضایی تصادفی در هر گروه کاربری زمین اضافه نمی‌کند (Behera et al., 2017). قوانین انتقال برای مارکوف MARKOV_CA در نرم‌افزار TERRSET 2020 در قالب نقشه‌های تناسب بر اساس ارزیابی چندمعیاره تنظیم شد.

دقت و صحت طبقه‌بندی

ارزیابی و صحت دقت طبقه‌بندی موضوعی مهم برای مقایسه نتیجه طبقه‌بندی با واقعیت زمینی است (Matinfar et al., 2007). معمولی‌ترین پارامترهای برآورد دقت شامل دقت کل، دقت تولیدکننده، دقت کاذب و ضریب کاپا است (Arekhi et al., 2011). ضریب کاپا که دقت یک طبقه‌بندی را در مقایسه با یک طبقه‌بندی تصادفی نشان می‌دهد، مقداری بین صفر تا یک است که صفر نشان‌دهنده طبقه‌بندی تصادفی کل و یک نشان‌دهنده طبقه‌بندی کاملاً دقیق است. این ضریب بر اساس سازگاری مشاهده شده (PO) و سازگاری مورد انتظار (PC) است. رابطه ۵ شاخص K را نشان می‌دهد. حالت استاندارد برای ضریب کاپا عدد ۱ است و چنانچه این عدد برابر ۰ باشد، طبقه‌بندی کاملاً تصادفی بوده و اگر مقدار منفی به دست آید، نشان‌دهنده خطا در طبقه‌بندی خواهد بود. در پژوهش مورد نظر مقایسه نتیجه طبقه‌بندی با واقعیت زمینی از ضریب کاپا برای سال‌های ۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰ در کاربری‌های مورد نظر به ترتیب ۸۲/۸۵، ۸۵/۳۹ و ۹۱/۰۱ به دست آمد که نشان‌دهنده دقت قابل قبول روند کار است (جدول ۳).

$$k = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \quad \text{رابطه ۵}$$

جدول ۳. دقت کلی و ضریب کاپا تصاویر طبقه‌بندی شده

سال آماری	نام کاربری	صحت تولید %	صحت کاربر %	ضریب کاپا %	دقت کلی %
۱۹۸۶	اراضی جنگلی	۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰	۰/۸۱	۸۲/۸۵
	مناطق شهری	۷۰/۰۰	۷۷/۷۸		
	اراضی شهری	۹۰/۰۰	۶۶/۶۷		
	مناطق آبی	۸۷/۵۰	۱۰۰/۰۰		
	اراضی با پوشش خوب	۹۸/۳۳	۸۲/۳۵		
	اراضی با پوشش بد	۶۰/۱۴	۱۰۰/۰۰		
۲۰۰۶	اراضی جنگلی	۶۸/۷۵	۸۷/۵۷	۰/۸۲	۸۵/۳۹
	مناطق شهری	۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰		
	اراضی شهری	۱۰۰/۰۰	۸۳/۳۳		
	مناطق آبی	۸۴/۶۲	۱۰۰/۰۰		
	اراضی با پوشش خوب	۷۱/۴۳	۷۱/۴۳		
	اراضی با پوشش بد	۸۱/۸۲	۱۰۰/۰۰		

ادامه جدول ۳.

سال آماری	نام کاربری	صحت تولید %	صحت کاربر %	ضریب کاپا %	دقت کلی %
۲۰۲۰	اراضی جنگلی	۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰	۰/۸۹	۹۰/۰۱
	مناطق شهری	۸۶/۶۷	۱۰۰/۰۰		
	اراضی شهری	۱۰۰/۰۰	۸۳/۳۳		
	مناطق آبی	۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰		
	اراضی با پوشش خوب	۸۶/۶۷	۷۶/۴۷		
	اراضی با پوشش بد	۵۰/۰۰	۱۰۰/۰۰		

الگوریتم جنگل تصادفی و روش ارزیابی مدل

الگوریتم جنگل تصادفی^۱ یکی از روش‌های یادگیری تجمیعی^۲ است که توسط بریمان معرفی شد و بر اساس مجموعه‌ای از درختان تصمیم مستقل عمل می‌کند (Breiman, 2001). در این روش، هر درخت روی یک نمونه تصادفی از داده‌ها^۳ آموزش می‌بیند و در هر گره، تنها زیرمجموعه‌ای تصادفی از ویژگی‌ها برای تقسیم بررسی می‌شود تا همبستگی بین درخت‌ها کاهش یابد (Liaw & Wiener, 2002). این دو مکانیزم نمونه‌برداری بوت‌استرپ و انتخاب تصادفی ویژگی‌ها هسته اصلی عملکرد جنگل تصادفی را تشکیل می‌دهند و باعث می‌شوند مدل در مقایسه با یک درخت تصمیم منفرد، واریانس کمتر و پایداری بیشتری داشته باشد (Breiman, 2001). جنگل تصادفی در مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون با تعداد زیاد ویژگی‌ها عملکرد بسیار خوبی دارد و توانایی ذاتی در مدیریت داده‌های گمشده، روابط غیرخطی و محاسبه اهمیت ویژگی‌ها دارد (Pedregosa et al., 2011). همچنین این الگوریتم از شاخص‌هایی مانند برآورد خارج از کیسه^۴ برای ارزیابی دقت مدل و سنجش اهمیت متغیرها بهره می‌گیرد که موجب می‌شود مدل قابل اعتماد و قابل تحلیل باقی بماند (Liaw & Wiener, 2002). با وجود مزایای فراوان، جنگل تصادفی محدودیت‌هایی نیز دارد؛ برای مثال، تفسیر کلی مدل نسبت به یک درخت تصمیم منفرد دشوارتر است و در مسائل با ابعاد بسیار بالا یا داده‌های همبسته، ممکن است نیاز به تنظیم دقیق پارامترها و انتخاب ویژگی مناسب‌تر باشد (Hu et al., 2023).

پیاده‌سازی‌های متداول این الگوریتم شامل بسته Random Forest در زبان R (Liaw & Wiener, 2002) و پیاده‌سازی در کتابخانه scikit-learn در زبان پایتون هستند (Pedregosa et al., 2011). این ابزارها امکان تنظیم پارامترهایی مانند تعداد درخت‌ها، عمق هر درخت و اندازه نمونه‌ها را فراهم می‌کنند. در سال‌های اخیر، پژوهش‌های تازه به توسعه روش‌های تفسیر مدل‌ها، استفاده از جنگل تصادفی برای داده‌های طولی (Hu et al., 2023) و مقایسه آن با روش‌های نوین‌تر مانند XGBoost پرداخته‌اند (Haddouchi, 2024). برای به دست آوردن خروجی نهایی متوسط همه پیش‌بینی‌های درخت‌ها محاسبه می‌شود و خطای پیش‌بینی نیز بر اساس نمونه‌های خارج از کیسه طبق رابطه به دست می‌آید (رابطه ۶). در این رابطه $\hat{y}_i(x)$ نتایج محاسباتی، y_i نتایج مشاهداتی و N تعداد کل مشاهدات است و MSE میزان خطای بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی را نشان می‌دهد (رابطه ۷). روش جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی و اولویت‌بندی، به‌طور خلاصه بدین صورت است که در ابتدا T نمونه خودرانه‌انداز از داده‌های آموزش بیرون کشیده می‌شود و سپس از هر نمونه خود رانه‌انداز β یک درخت طبقه‌بندی و رگرسیون هرس نشده ایجاد می‌شود که برای انشعاب در هم‌گروه رگرسیون، تنها یکی از M ویژگی انتخاب‌شده به‌صورت تصادفی استفاده می‌شود. در نهایت خروجی طبقه‌بندی بر اساس یک نتیجه میانگین از پیش‌بینی‌های تمام درخت‌های آموزش‌دیده به دست می‌آید (Chen, 2019).

$$f(x) = \frac{1}{b} \sum_{B=1}^B T_B(x) \quad \text{رابطه ۶}$$

1. Random Forest
2. ensemble learning
3. bootstrap sampling
4. Out-of-Bag Estimation

$$MSE^{OOB} = N^{-1} \sum_{i=1}^N [Y - (Y_i) - Y_1]^2$$

رابطه ۷

نتایج

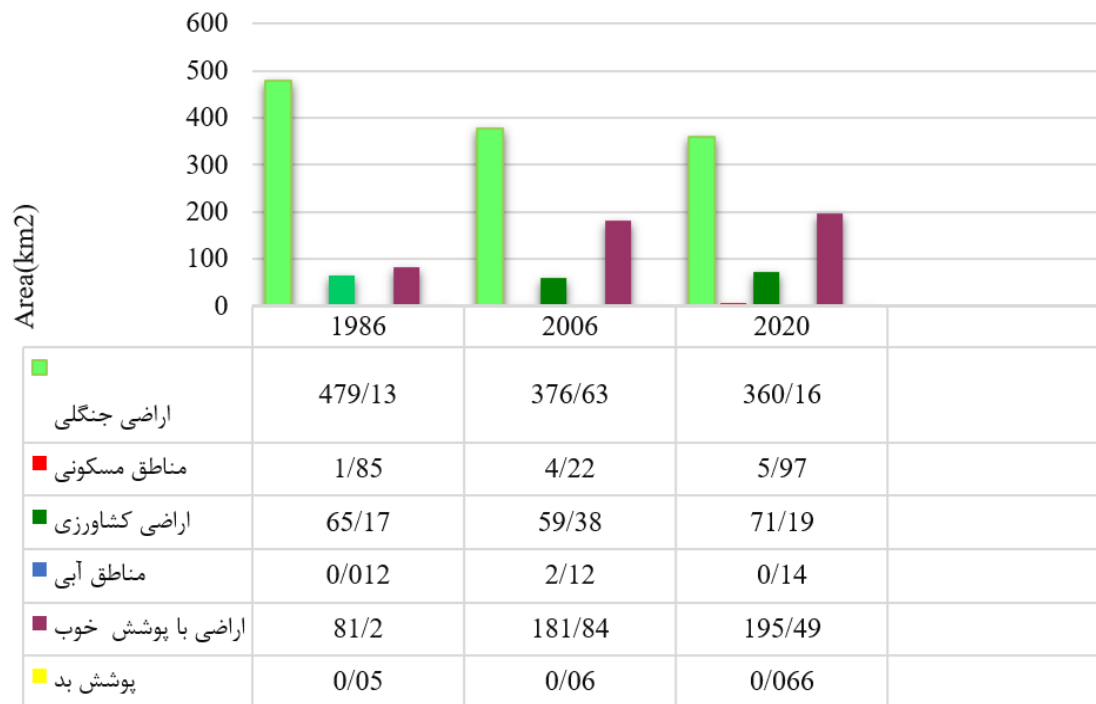
ارزیابی طبقه‌بندی کاربری اراضی و پوشش زمین

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، میزان مساحت کاربری اراضی جنگلی مورد نظر در سال‌های ۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰ در حوضه تنگراه به‌ترتیب ۴۷۹/۱۳، ۳۷۶/۶۳ و ۳۶۰/۱۶ کیلومتر مربع است جدول ۳ که نشان‌دهنده روند کاهشی میزان اراضی جنگلی در منطقه مورد نظر است. از آنجایی که حوضه مورد نظر در سال‌های اخیر با سیلاب‌های متعددی روبرو بوده است، می‌توان یکی از علل مهم آن را کاهش این اراضی در نظر گرفت. پوشش گیاهی بیشترین سهم را در کاهش رواناب و رسوب در منطقه ایفا می‌کند؛ بنابراین لازم است برنامه‌های بیولوژیکی و حفاظت از اراضی جنگلی به‌منظور کاهش خسارات پیش‌آمده ناشی از سیلاب‌ها در منطقه صورت گیرد. دومین کاربری مربوط به مناطق شهری است که با توجه به جدول ۴ مساحت به‌دست‌آمده به‌ترتیب سال‌های نام‌برده؛ ۱/۸۵، ۴/۲۲، ۵/۹۷ کیلومتر مربع است که نشانگر روند افزایشی در بازه زمانی ۳۰ ساله در منطقه مورد نظر است.

تبدیل اساسی مزارع شالیزار، زمین‌های جنگلی و زمین‌های خشک به زمین شهری منجر به افزایش رواناب سطحی و تسریع تلاقی می‌شود (Quan et al., 2020). کاربری سوم اراضی کشاورزی است که میزان آن بر اساس سال‌های مورد بررسی، ۶۵/۱۷، ۵۹/۳۸، ۷۱/۱۹ کیلومتر مربع است که در سال ۲۰۰۶ کمی کاهش و در سال ۲۰۲۰ روند افزایشی آن را نشان می‌دهد شکل (۵-۶). نرخ تغییرات کاربری مورد نظر در سال ۲۰۲۰، ۰/۱۹٪ را نشان می‌دهد (جدول ۵). کاربری چهارم مربوط به سطوح آبی در منطقه مورد نظر است که طبق شکل ۴ میزان آن نشان‌دهنده افزایش جزئی آن در سال ۲۰۲۰ با نرخ تغییرات ۰/۹۹٪ است (شکل ۷). کاربری پنجم مراتع با پوشش خوب در منطقه است که میزان آن در سال‌های نام‌برده به ۸۱/۲۰، ۱۸۱/۸۴، ۱۹۰/۴۹ کیلومتر مربع است که نشانگر روند افزایشی آن است (جدول ۴)؛ و کاربری آخر مربوط مراتع با پوشش بسیار ضعیف است که میزان آن از سال ۱۹۸۶ تا ۲۰۲۰ در بازه زمانی ۳۰ ساله درصد کمی افزایش داشته است (جدول ۵).

جدول ۴. مساحت و درصد طبقات کاربری اراضی در طول دوره مورد مطالعه (۱۹۸۶، ۲۰۰۶، ۲۰۲۰)

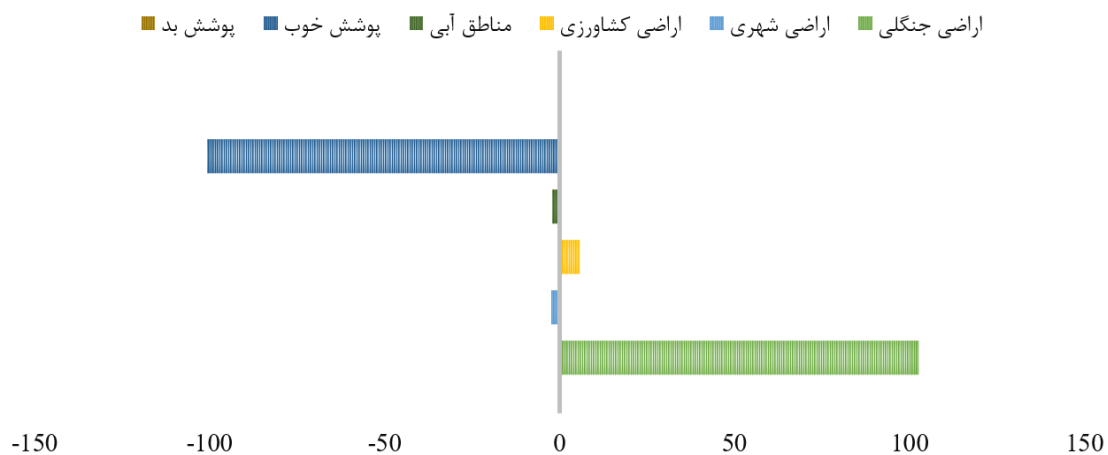
کاربری اراضی	۱۹۸۶		۲۰۰۶		۲۰۲۰	
	مساحت (km2)	%	مساحت (km2)	%	مساحت (km2)	%
اراضی جنگلی	۴۷۹/۱۳	۷۶/۶	۳۷۶/۶۳	۶۰/۲۶	۳۶۰/۱۶	۵۷/۶
مناطق مسکونی	۱/۸۵	۰/۲۸	۲۲/۴	۰/۶۰	۵/۹۷	۰/۹۵
اراضی کشاورزی	۶۵/۱۷	۱۰/۴۲	۵۹/۳۸	۹/۵۰	۷۱/۱۹	۱۱/۳۹
مناطق آبی	۰/۱۲	۰/۰۰۱	۱۲/۲	۰/۳۳	۰/۱۴	۰/۰۲۲
اراضی با پوشش خوب	۸۱/۲۰	۱۲/۹۹	۱۸۱/۸۴	۲۸/۲۹	۱۹۰/۴۹	۳۰/۴۷
اراضی با پوشش بد	۰/۵۰	۰/۰۰۸	۰/۶۰	۰/۰۰۹۶	۰/۰۶۶	۰/۰۱۰



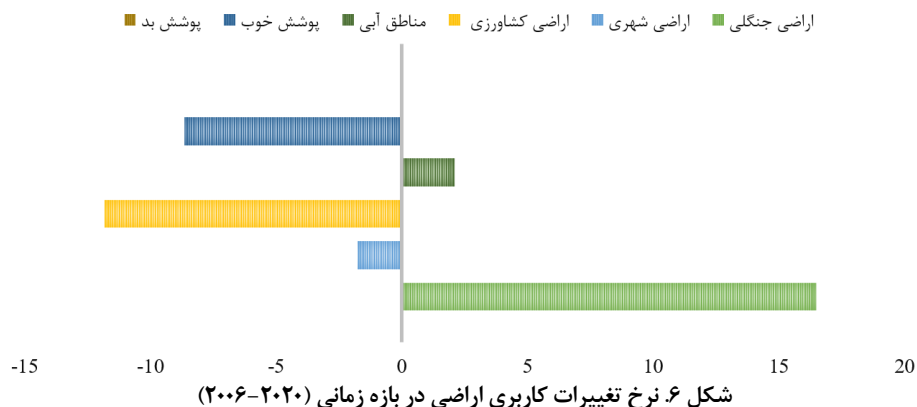
شکل ۴. درصد پوشش هر طبقه زمین در سال‌های ۱۹۸۶-۲۰۲۰

جدول ۵. میزان تغییر در طبقه‌بندی‌های مختلف کاربری زمین و پوشش زمین در طی سال‌های ۱۹۸۶-۲۰۲۰

سال	اراضی جنگلی	مناطق شهری	اراضی کشاورزی	مناطق آبی	اراضی با پوشش خوب	اراضی بایر	کل
۱۹۸۶ (km2)	۴۷۹/۱۳	۱/۸۵	۶۵/۱۷	۰/۰۱۲	۸۱/۲۰	۰/۰۵۰	۶۲۵
۲۰۰۶ (km2)	۳۷۶/۶۳	۴/۲۲	۵۹/۳۸	۰/۱۲	۱۸۱/۸۴	۰/۰۶۰	۶۲۵
۲۰۲۰ (km2)	۳۶۰/۱۶	۵/۹۷	۷۱/۱۹	۰/۰۱۴	۱۹۵/۴۹	۰/۰۶۶	۶۲۵
۱۹۸۶-۲۰۰۶ تغییرات (km2)	۱۰۲/۵	-۲/۲۷	۵/۷۹	-۲/۱۰	-۱۰۰/۶۴	-۰/۰۱	
۲۰۰۶-۲۰۲۰ تغییرات (km2)	۱۶/۴۷	-۱/۷۵	-۱۱/۸۱	۲/۱۰	-۸۶/۵	-۰/۰۰۶	
۲۰۰۶ نرخ تغییرات (%)	۰/۲	-۰/۴۱	۰/۰۸۸	-۱۷	-۱/۲۳	-۰/۲	
۲۰۲۰ نرخ تغییرات (%)	۰/۰۴۳	-۰/۲۴	-۰/۱۹	۰/۹۹	۰/۰۴۷	-۰/۱	
۱۹۸۶-۲۰۰۶ دامنه تغییرات (%)	۰/۱۶	-۰/۰۰۳	۰/۰۰۹	-۰/۰۰۳	-۰/۰۱۶	-۰/۰۰۰۰۱	
۲۰۰۶-۲۰۲۰ دامنه تغییرات (%)	۰/۰۲۶	-۰/۰۰۲	-۰/۰۱	۰/۰۰۳	-۰/۰۱	-۰/۰۰۰۰۹	
۲۰۲۰-۲۰۴۰ دامنه تغییرات (%)	۰/۱۴	-۰/۰۰۳	-۰/۰۰۶	۰/۰۰۰۰۶	۰/۰۱۴	-۰/۰۰۰۰۲	



شکل ۵. نرخ تغییرات کاربری اراضی در بازه زمانی (۱۹۸۶-۲۰۰۶)



جدول ۶. نتایج ارزیابی و اعتبارسنجی کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه در سال ۲۰۲۰

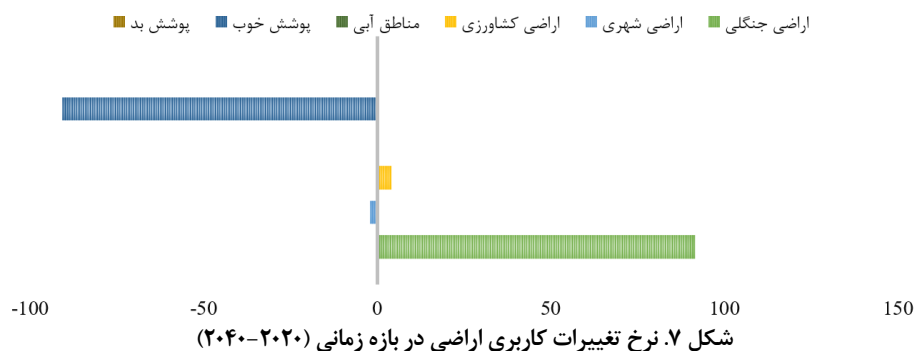
کاربری‌ها	واقعی ۲۰۲۰		شبیه‌سازی ۲۰۲۰		درصد تغییر
	مساحت (km2)	%	مساحت (km2)	%	
اراضی جنگلی	۳۶۰/۱۶	۵۷/۶	۳۶۲/۱۲	۵۷/۹۳	۰/۰۴
مناطق مسکونی	۵/۹۷	۰/۹۵	۴/۸۷	۰/۷۷	۱/۵
اراضی کشاورزی	۷۱/۱۹	۱۱/۳۹	۶۰/۲۰	۹/۶۳	۰/۰۵
مناطق آبی	۰/۱۴	۰/۰۲۲	۱/۲۰	۰/۱۹	۴
اراضی با پوشش خوب	۹۰/۹۴	۳۰/۴۷	۱۹۵/۲۱	۳۱/۲۳	۲/۱
اراضی با پوشش بد	۰/۰۶۶	۰/۰۱۰	۰/۰۵۲	۰/۰۰۸	۱/۳

جدول ۷. مساحت و درصد پوشش کاربری اراضی تنگراه در سال ۲۰۴۰

کاربری‌ها	۲۰۴۰	
	مساحت (km2)	%
اراضی جنگلی	۲۵۶/۵۴	۴۲/۹۶
مناطق مسکونی	۷/۹۷	۱/۲۷
اراضی کشاورزی	۶۷/۱۳	۱۰/۷۴
مناطق آبی	۰/۱۰	۰/۰۱۶
اراضی با پوشش خوب	۲۸۶/۱۵	۴۴/۹۸
اراضی با پوشش بد	۰/۰۷۰	۰/۰۰۸

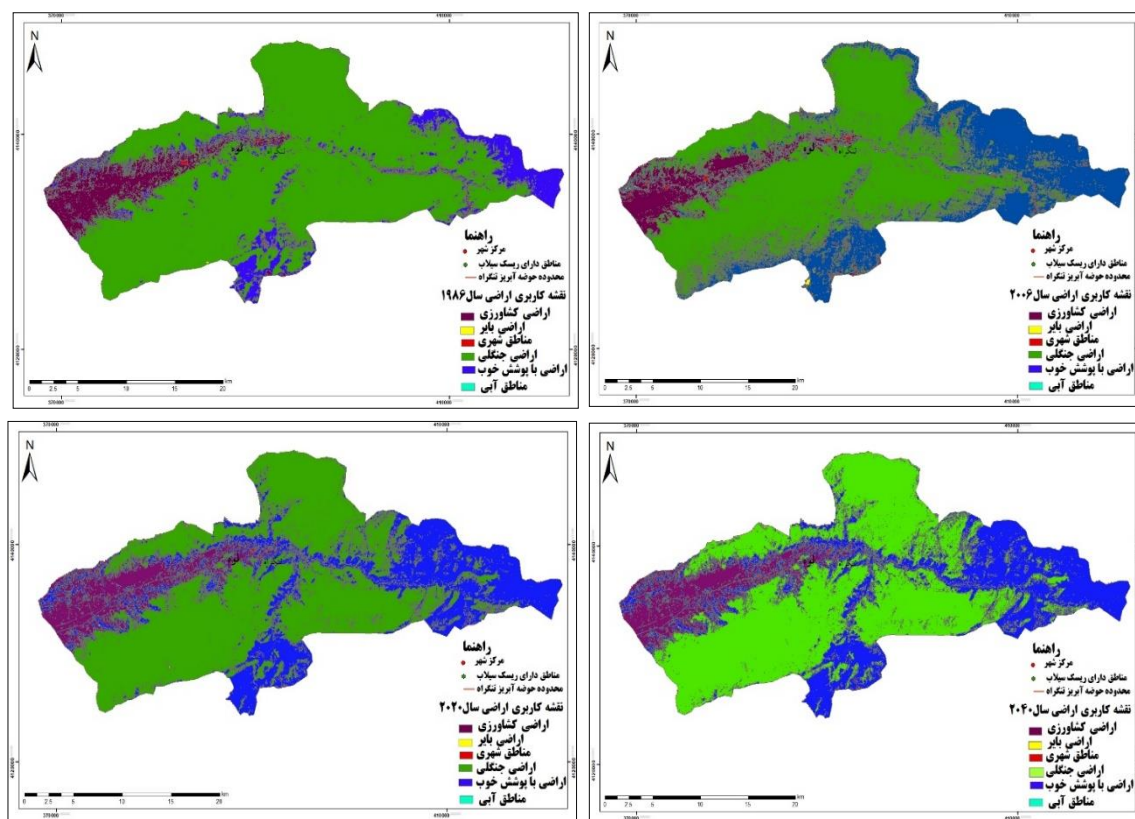
پیش‌بینی کاربری اراضی

برای درک اینکه در طی یک دوره ۲۰ ساله تغییرات منطقه چگونه بوده و کدام کلاس افزایش مساحت و کدام کلاس کاهش مساحت داشت، پس از بررسی نتایج حاصل از صحت مکانی مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی در سال ۲۰۴۰، از زنجیره CA مارکوف برای پیش‌بینی روند تغییرات کاربری اراضی در محیط نرم‌افزار TERRSET 2020 انجام شد. با توجه به تطابق نتایج ارزیابی کاربری‌ها با واقعیت زمینی، ضریب کاپای حاصل از ماتریس خلأ به‌دست‌آمده از مدل‌سازی و نقشه کاربری اراضی به‌دست‌آمده از تصویر ماهواره‌های سال ۲۰۲۰، مقدار ۰/۹۲ را نشان داد.



با مقایسه این نقشه‌ها و جدول به‌دست‌آمده نقشه و درصد تغییرات هر کاربری مشخص و محاسبه شد. با استفاده از نقشه پوشش و کاربری اراضی تهیه‌شده برای هر دوره، درصد مساحت و محیط هر پوشش زمین محاسبه شد همچنین درصد هر کاربری نسبت به کل منطقه مورد مطالعه برای آگاهی از میزان تغییرات به وقوع پیوسته در دوره‌های بعدی به دست آمد. نقشه‌های کاربری واقعی و شبیه‌سازی‌شده برای سال ۲۰۲۰ در شکل ۸ نشان داده شده است. مساحت هر یک از طبقات کاربری واقعی و شبیه‌سازی‌شده در سال ۲۰۲۰ در جدول ۶ ارائه شده است. جدول مورد نظر نشان می‌دهد که هر سایت کاربری در منطقه خطای کمتر از ۵٪ دارد.

این شکل سودمندی و کاربرد مدل مارکوف را در پیش‌بینی تغییرات استفاده نشان می‌دهد. در این تحقیق بهترین شبیه‌سازی‌ها در مورد طبقه کاربری جنگل انجام شده است؛ بنابراین مساحت واقعی جنگل ۳۶۰/۱۶ کیلومتر مربع و کلاس شبیه‌سازی‌شده آن ۳۶۲/۱۲ کیلومتر است؛ و میزان خطای آن بسیار ناچیز و ۰/۰۴٪ برآورد شده است. این در حالی است که شبیه‌سازی کلاس سطوح آبی نسبتاً ضعیف و میزان خطای آن ۰/۴٪ است. بر اساس موفقیت مدل مارکوف در شبیه‌سازی سال ۲۰۲۰ و استفاده از نقشه پایه کاربر ۱۹۸۶، ماتریس احتمال ۱۹۸۶-۲۰۲۰ و نقشه شبیه‌سازی‌شده برای سال ۲۰۴۰ انجام شد که در شکل ۸ نشان داده شده است. این کار با توجه به تغییرات رخ داده در دوره (۱۹۸۶-۲۰۰۶) اجرا گردید. شکل ۷ و جدول ۷، به‌ترتیب نشان‌دهنده مساحت طبقات کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه، در سال ۲۰۴۰ است.

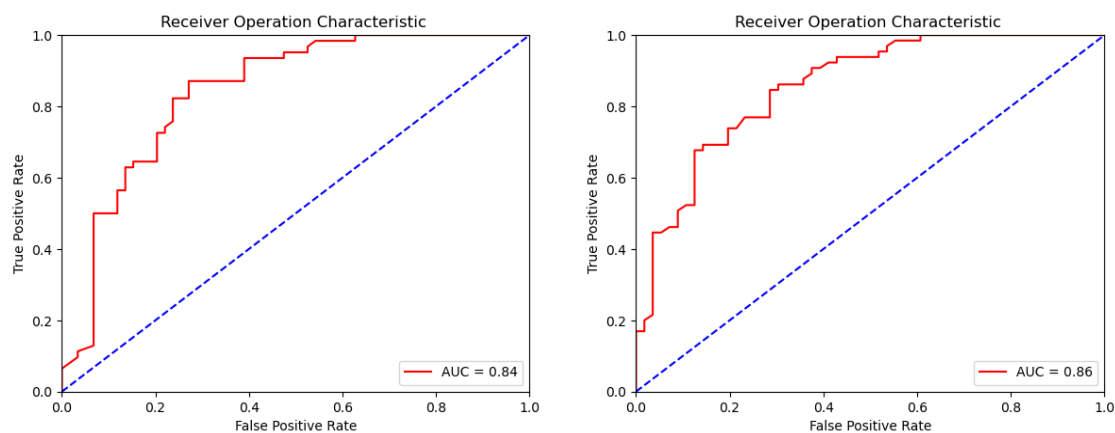


شکل ۸. نقشه تغییرات کاربری اراضی برای سال‌های ۱۹۸۶-۲۰۰۶-۲۰۲۰ و ۲۰۴۰

یافته‌های مدل جنگل تصادفی (RF) با استفاده از الگوریتم Python

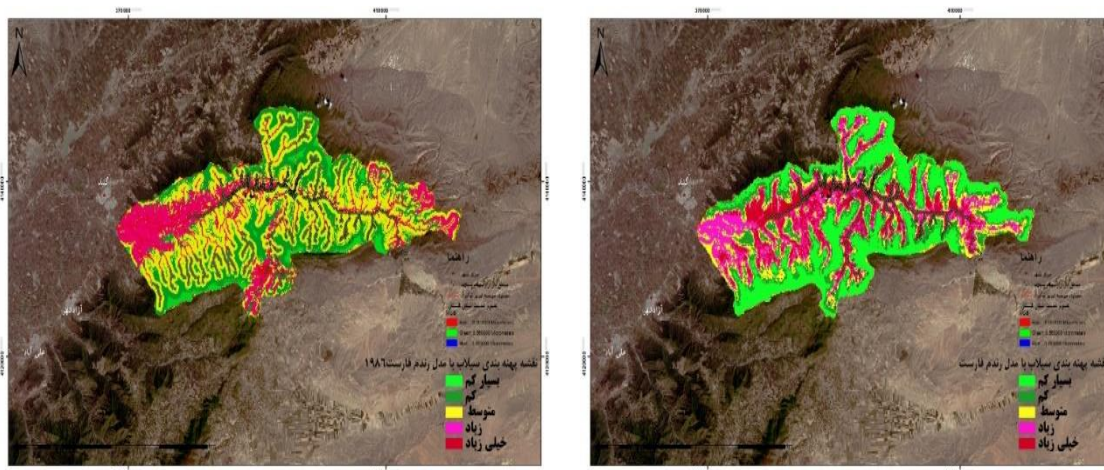
با بررسی میزان میانگین مربعات خطا و معیار ضریب تعیین برای آموزش مدل بهینه با کمترین میزان خطا طراحی شد. مدل به‌دست‌آمده برای سال ۱۹۸۶ با مقدار ضریب تعیین ۰/۹۲ و مجذور میانگین مربعات خطا ۰/۱۵ برای مرحله آموزش به دست آمد (شکل ۱۰). درنهایت پس از آموزش مدل و اعتبارسنجی آن اعداد خطرپذیری سیلاب برای تمامی منطقه در بازه عددی ۰ تا ۱ به دست آمد و سپس نتایج مدل به محیط آرک جی‌آی‌اس منتقل و نقشه نهایی به‌دست‌آمده در ۵ کلاس

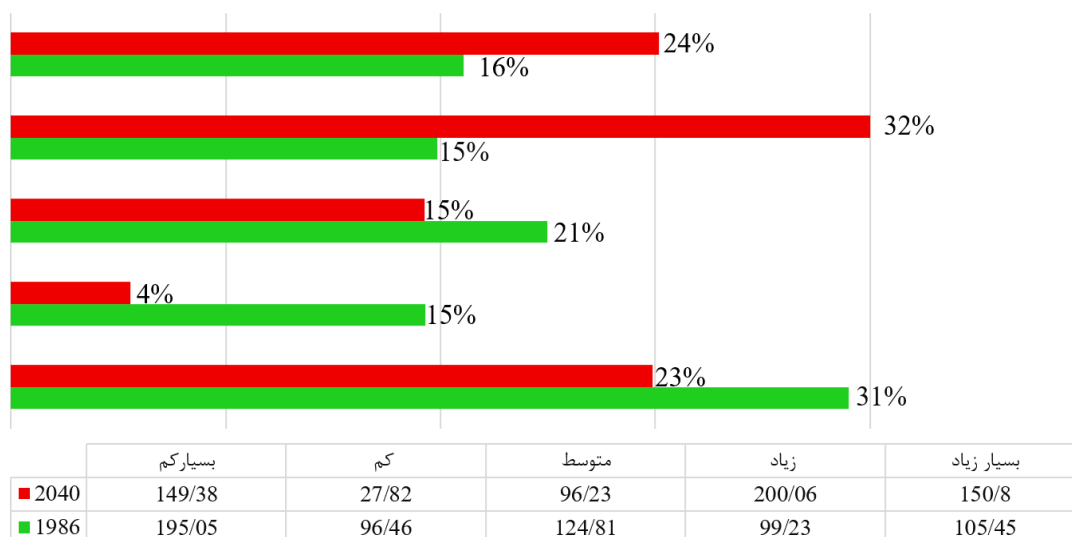
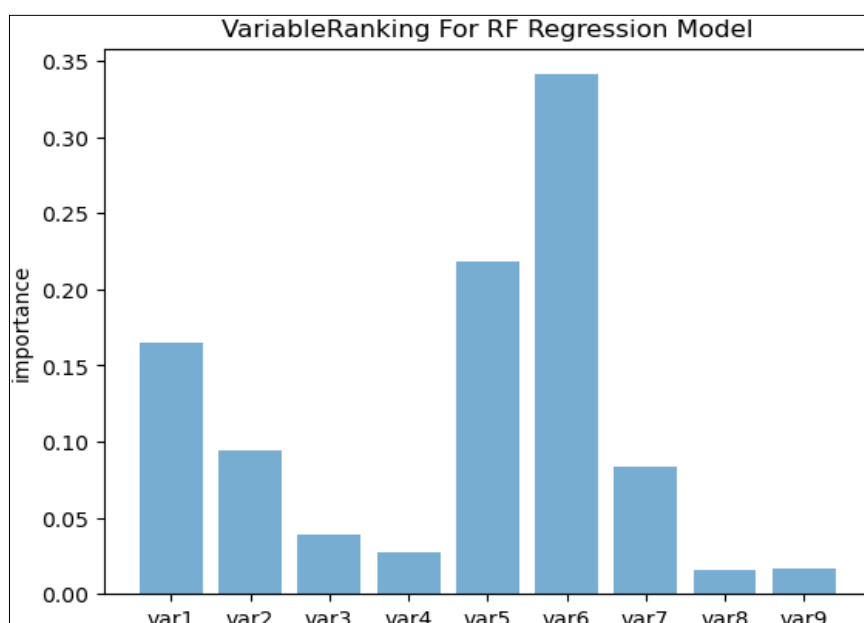
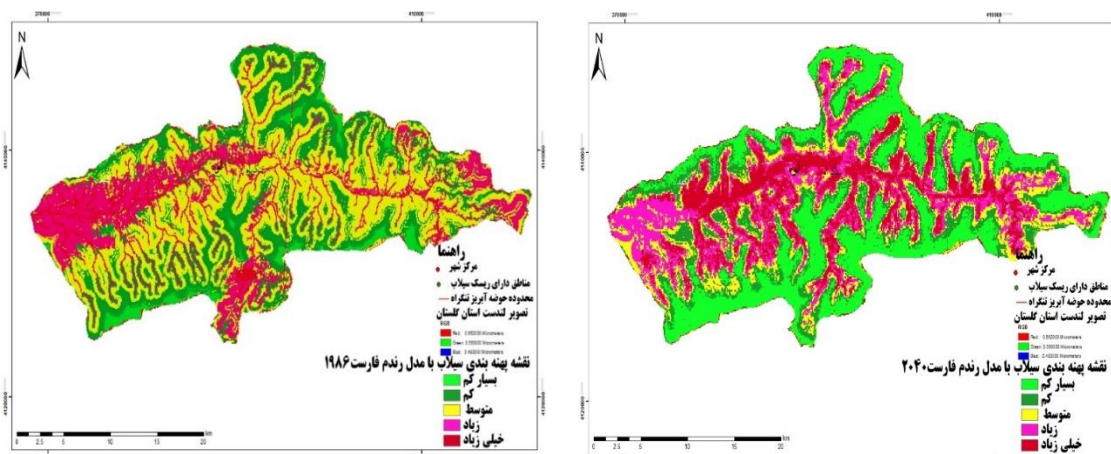
آسیب‌پذیری با فواصل ۰/۲ تقسیم‌بندی شد. همچنین نتایج وزن رده‌های مربوط به هر طبقه در شکل ۱۲ ارائه شده است. با توجه به نقشه خطرپذیری سیلاب‌های سال ۱۹۸۶ پهنه‌های کلاس بسیار زیاد ۱۶٪ از منطقه مورد شامل شده و ۲۱٪ از منطقه در کلاس متوسط و ۱۵٪ در کلاس کم و ۳۲٪ در کلاس خیلی کم قرار دارند (شکل ۱۱). در حالی که پهنه‌ها با خطر بسیار بالا برای پیش‌بینی سال ۲۰۴۰ با مقادیر ۱۵۱/۸۰ کیلومتر مربع و پهنه زیاد ۲۰۰/۰۶ و متوسط ۹۶/۳۳ و پهنه کم ۲۷/۸۲ و پهنه خیلی کم ۱۴۹/۳۸ کیلومتر مربع برآورد گردید که نسبت به سال ۱۹۸۶ پهنه‌های خطر بسیار زیاد و زیاد به میزان ۲۶٪ افزایش داشته است؛ و پهنه‌های کم و خیلی کم برای سال ۲۰۴۰ نسبت به سال ۱۹۸۶، ۱۹٪ کاهش داشته است. به‌منظور دستیابی به مدل منطقی و مناسب برای حوضه آبریز تنگراه از منحنی ROC استفاده شده است (شکل ۹). منحنی ROC از کامل‌ترین روش‌ها را در ارائه خصوصیت تعین، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سیستم‌ها است که میزان دقت مدل را به‌صورت کمی برآورد می‌کند. در این ارزیابی به روش منحنی راک هر چه سطح منحنی راک بیشتر باشد دقت مدل بیشتر است که میزان آن بین ۰/۵ تا ۱ در تغییر است. به‌طور کلی تقسیم‌بندی ۰/۹ - ۱ عالی، ۰/۸ - ۰/۹ خیلی خوب، ۰/۷ - ۰/۸ خوب، ۰/۶ - ۰/۷ متوسط و ۰/۵ تا ۰/۶ ضعیف را برای آن ارائه کرده‌اند. برای رسم منحنی ROC در الگوریتم جنگل تصادفی، قبل از کلاس‌بندی نقشه وزن نهایی، نقاط لغزشی را که برای ارزیابی در نظر گرفته روی نقشه قرار داده و وزنی که در هر نقطه به‌دست‌آمده را (منظور کدهای ۱ و ۰) به نرم‌افزار Anaconda 4.20.0 انتقال داده و با استفاده از کد دستوری سطح زیر منحنی در ماژول 3.13 Spyder (Python) دقت مدل را به دست آمده است. بر اساس نتایج منحنی راک، مقدار سطح منحنی منطقه مورد نظر با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی برای سال‌های ۱۹۸۶ و ۲۰۴۰ به‌ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۸۶ برآورد گردیده است (شکل ۹).



شکل ۹. نمودار منحنی عملکردی راک و مقدار عددی سطح زیر نمودار با استفاده از مدل RF، تصویر راست سال ۲۰۴۰ و چپ سال

۱۹۸۶





بحث

در این پژوهش تغییرات کاربری اراضی در حوضه تنگراه شناسایی و بررسی شد. نتایج نشان داد که تغییرات کاربری و پوشش زمین به صورت گسترش مناطق شهری و مراتع و کاهش اراضی جنگلی و کاربری اراضی کشاورزی بوده است. نقشه کاربری اراضی برای سه دوره ۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰ در طبقات مختلف کاربری در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد اراضی شهری از ۲۸٪ کل اراضی تشکیل‌دهنده منطقه در سال ۱۹۸۶ به مقدار ۶۶٪ در سال ۲۰۰۶ افزایش داشته است و این عدد در سال ۲۰۲۰ به مقدار ۱۲۷٪ رسیده است. با توجه به پیش‌بینی انجام‌شده برای سال ۲۰۴۰ این مقدار به ۶/۱۱٪ افزایش داشته است (جدول ۷). با این حال، سطح اراضی جنگلی از سال ۱۹۸۶ تا ۲۰۰۶ حدود ۱۰۲٫۵ کیلومتر مربع کاهش یافته است؛ که ۲۱٫۳٪ روند کاهشی را نشان می‌دهد. این مقدار برای دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ به میزان ۱۶/۴۷٪ بوده است؛ که ۴٫۳٪ روند کاهشی داشته است. آنچه مشخص است نشان‌دهنده کاهش سطوح اراضی در بازه زمانی ۳۰ ساله است، ولی میزان کاهش در دوره ۲۰۰۶-۲۰۲۰ کمی کمتر شده است که نشان‌دهنده اجرای برنامه‌های حفاظتی در ارگان‌های ذی‌ربط می‌تواند باشد. طبق پیش‌بینی که برای سال ۲۰۴۰ انجام شده است میزان سطح این اراضی ۲۶۸/۵۴ کیلومتر مربع برآورد شده است. با این حال مشخص است روند کاهشی در این سطوح ادامه دارد که علت آن هم افزایش ساخت و سازها شهری و صنعتی در این نواحی و عدم اجرای کامل برنامه‌های حفاظتی است.

در این زمینه باید برنامه‌های حفاظتی قانون‌مند و همچنین ایده‌های و برنامه‌های احیای جنگل‌ها اجرا شود زیرا ادامه این روند باعث ایجاد بحران جدی در آینده خواهد شد و به مراتب خسارت وارد ناشی از این بحران‌ها از جمله سیلاب جبران‌ناپذیر خواهد بود. کاربری کشاورزی نیز بین سال‌های ۱۹۸۶ تا سال ۲۰۰۶ روند کاهشی داشته از مقدار ۱۰/۴۲٪ به میزان ۹/۵۰٪ در سال ۲۰۰۶ رسیده است. (طی دوره ۱۹۸۶-۲۰۰۶ ۸/۸٪ روند کاهشی) و این مقدار به ۱۹/۸٪ در سال ۲۰۲۰ افزایش داشته است؛ که طبق پیش‌بینی انجام‌شده برای سال ۲۰۴۰ این میزان ۵/۷۱٪ کاهش داشته است. مناطق آبی منطقه نیز روند کاهشی داشته که میزان آن از ۱۲٪ در سال ۱۹۸۶ به میزان ۱۰٪ در سال ۲۰۴۰ برآورد شده است. کاربری مراتع با پوشش خوب طی دوره ۳۰ ساله روند افزایشی داشته است که از میزان ۱۲/۹۹٪ در سال ۱۹۸۶ به میزان ۴۴/۹۸٪ افزایش داشته است. علت این افزایش هم تخریب اراضی جنگلی و تبدیل آن به مراتع است و با پیش‌بینی انجام‌شده این مقدار ۱۹۹/۹۵٪ افزایش داشته است.

کاربری مراتع فقیر نیز روند افزایش داشته است در سال ۲۰۲۰ مقدار این اراضی ۰/۰۶۶ کیلومتر مربع بوده است که برای سال ۲۰۴۰ این مقدار کاهش یافته و به ۰/۰۷۰ کیلومتر رسیده است. آنچه مشخص است، منطقه مورد مطالعه در این بازه زمانی ۴۰ سال سیلاب‌های متعددی را تجربه کرده است. در دوره‌های قبل از سیلاب مرداد سال ۱۳۸۰ در منطقه مورد نظر رخداد سیلاب با شدت و خسارات بالا بسیار کم بوده است که به احتمال زیاد به علت عدم فرسایش‌پذیری و تغییرات مورفولوژیکی ناشی از تغییرات کاربری اراضی در حوضه مطالعاتی است و شروع این رخدادها در سال‌های ۸۰، ۸۱، ۸۴ و ۹۸ گواه این امر است که می‌توان آن را به شروع این تغییرات و افزایش میزان فرسایش‌پذیری و تغییرات ژئومورفیک نسبت داد. به همین منظور برای تأیید میزان تأثیر تغییرات کاربری اراضی در افزایش پهنه‌های سیل‌گیر اقدام به تهیه نقشه‌های خطرپذیری در دو بازه زمانی ۱۹۸۶ و ۲۰۴۰ گردید.

همان‌طور که از نتایج مشخص است کاملاً رابطه مستقیم بین افزایش تغییرات به‌ویژه کاهش اراضی جنگلی و افزایش مناطق شهری و صنعتی و افزایش پهنه‌های سیل‌گیر در منطقه است. با توجه به نقشه خطرپذیری سیلاب سال ۱۹۸۶ پهنه‌های کلاس بسیار زیاد ۱۶٪ از منطقه مورد نظر را شامل شده و ۲۱٪ از منطقه در کلاس متوسط ۱۵٪ در کلاس کم و ۳۲٪ در کلاس خیلی کم قرار دارند (شکل ۱۱). در حالی که پهنه‌ها با خطر بسیار بالا برای پیش‌بینی سال ۲۰۴۰ با مقادیر ۱۵۱/۸۰ کیلومتر مربع و پهنه زیاد ۲۰/۰۶ و متوسط ۹۶/۳۳ و پهنه کم ۲۷/۸۲ و پهنه خیلی کم ۱۴۹/۳۸ کیلومتر مربع برآورد گردید که نسبت به سال ۱۹۸۶ پهنه‌های خطر بسیار زیاد و زیاد به میزان ۲۶٪ افزایش داشته است و پهنه‌های کم و خیلی کم برای سال ۲۰۴۰ نسبت به سال ۱۹۸۶، ۱۹٪ کاهش داشته است. با توجه به نتایج حاصل از میزان تأثیر پارامترها در

ایجاد پهنه‌های خطر سیلاب در ماژول 3.13 Spyder (Python) بیشترین میزان تأثیر پارامتر در مدل در هر دو سناریو به ترتیب مربوط به فاصله از آبراهه، شاخص قدرت آبراهه، تغییرات کاربری اراضی و بارندگی است (شکل ۱۲). همان‌طور که مشخص است به فرض ثابت بودن بارش در دوره‌های بعد با ادامه روند تغییرات کاربری اراضی و افزایش فرسایش‌پذیری، پهنه‌های سیل‌گیر با خطر بسیار زیاد و زیاد نیز با توجه به مدل‌سازی موجود از سال ۱۹۸۶ تا ۲۰۴۰ به میزان ۲۶٪ افزایش پیدا کرده است. این نتایج نشان می‌دهد پارامتر تغییرات کاربری اراضی یکی از عوامل اصلی در افزایش سیلاب و افزایش پهنه‌های سیل‌گیر با خطر زیاد است.

بر اساس بررسی‌های انجام‌شده مقدار نتایج اعتبارسنجی برای سال ۲۰۲۰ با واقعیت آن تطابق بسیار نزدیکی دارد (جدول ۶). توانایی استفاده از مدل CA-Markov و به دست آوردن خروجی‌های با دقت بالا در مطالعات متعددی ثابت شده است. یکی از این مطالعات، تحقیقی توسط عزیزی و همکاران (۱۳۹۴) با استفاده از زنجیره مارکوف و اتوماتای سلولی به منظور شبیه‌سازی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از مدل یکپارچه CA-Markov بین سال‌های ۱۳۶۸ و ۱۳۸۸ برای پیش‌بینی الگوهای فضایی انجام شد. نتایج حاکی از عملکرد خوب و تأیید مدل و اینکه منطقه مورد مطالعه در دهه گذشته با سرعت بسیار بالایی در حال رشد بوده است. زمین‌های کشاورزی و محیط‌های ساخته‌شده توسط انسان اکثریت تغییرات را تشکیل می‌دهند و به‌طور مداوم در حال افزایش هستند. مقادیر Ka-ppa به‌دست‌آمده برای ارزیابی دقت مدل (بالتر از ۰/۸) توانایی مدل را برای پیش‌بینی تغییرات کاربری و پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه نشان داد؛ بنابراین، تحلیل روند تغییرات کاربری و پوشش زمین از گذشته به آینده نزدیک با استفاده از مدل CA-Markov می‌تواند نقش مهمی در سیاست‌گذاری، برنامه‌ریزی و مدیریت کاربری اراضی به‌ویژه در منطقه مورد مطالعه داشته باشد. مجدداً، مطالعه دیگری توسط (Pedregosa et al., 2019) به‌منظور بررسی تغییرات کاربری اراضی در سال‌های ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۳ توسط تصاویر ماهواره‌ای Landsat و مدل مارکوف مدل‌سازی کرد. تغییرات کاربری اراضی هانگژو در سال ۲۰۲۰ پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل شد. نتایج نشان می‌دهد که مساحت مرکزی زمین‌های ساختمانی به‌دلیل سیستم حمل و نقل توسعه‌یافته به‌سرعت در حال افزایش است و عمدتاً از زمین‌های کشاورزی منتقل می‌شود. در این مطالعات و سایر مطالعات مشابه، افزون بر تعیین وضعیت تغییرات کاربری اراضی در زمان مورد نظر با استفاده از مدل مارکوف، کارایی این مدل تأیید شده است (Mas et al., 2013).

نتیجه‌گیری

مطالعه تغییرات کاربری و پوشش زمین در زمان‌ها و مکان‌های مختلف و پیش‌بینی ساختارهای کاربری و چیدمان‌های فضایی می‌تواند حمایت علمی برای استفاده از منابع زمین منطقه، حفاظت از محیط‌های اکولوژیکی منطقه‌ای و توسعه اجتماعی و اقتصادی پایدار ارائه دهد (Veldkamp & Lambin, 2001). اثرات تغییرات کاربری اراضی منجر به فرسایش و رسوبات و جنگل‌زدایی می‌شود (Abdul et al., 2014). این اثرات همچنین شامل از دست دادن تنوع زیستی و تخریب زمین است (Botlhe et al., 2015). نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که بین سال‌های ۱۹۸۶ و ۲۰۰۶ مساحت زمین‌های جنگلی ۲۱/۳٪ کاهش یافته است، در حالی مناطق مسکونی ۲/۹۱٪ افزایش یافته است. بیشترین افزایش در مساحت مناطق مسکونی در نیمه دوم دوره بین سال‌های ۱۹۸۶ و ۲۰۰۶ رخ داده است. با این حال، کاهش سطح زمین‌های جنگلی ۱۹۸۶ تا ۲۰۲۰ بسیار چشم‌گیر است. در ادامه پژوهش با استفاده از نقشه‌های کاربری به‌دست‌آمده از تصاویر ماهواره‌ای (۱۹۸۶، ۲۰۰۶ و ۲۰۲۰)، شبیه‌سازی تغییرات کاربری اراضی برای سال ۲۰۴۰ با استفاده از ترکیبی از CA با موفقیت انجام شد.

این مدل با استفاده از داده‌های واقعی سال ۲۰۲۰ اعتبارسنجی شده و پایایی آن رضایت‌بخش بوده است؛ بنابراین، میزان موفقیت کلی شبیه‌سازی این مدل ۸۲/۶٪ برآورد شده است. بر اساس این اعتبار، مدل CA-Markov برای شبیه‌سازی تغییر کاربری زمین تا سال ۲۰۴۰ استفاده شده است. نتایج تغییرات در منطقه نشان‌دهنده افزایش وسعت مناطق ساخته‌شده، شهری و آبی و کاهش جنگل‌ها، زمین‌های بایر و زمین‌های کشاورزی طی ۲۰ سال آینده در منطقه مورد مطالعه است. روند این تغییرات در منطقه نشان‌دهنده کاهش مستمر زمین‌های اصلی و افزایش مناطق شهری است که منجر به تخریب شدید زمین در آینده می‌شود. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل نیز نشان داد که تخریب اراضی جنگلی در نواحی جنوبی حوضه و

افزایش درصد شهرنشینی و زمین‌های بایر در این نواحی خواهد بود؛ و با مدل‌سازی پهنه‌های سیلاب با استفاده از نقشه‌های تغییرات کاربری اراضی سال‌های ۱۹۸۶ و ۲۰۴۰ نقشه پهنه‌بندی خطر سیلاب برای منطقه تهیه گردید که با توجه به تحلیل‌های انجام‌شده مشخص گردید ارتباط زیادی بین تغییرات کاربری رخ داده در منطقه و افزایش سیلاب و پهنه‌های خطر سیلاب در آینده وجود دارد.

وقوع رخداد‌های متعدد سیلاب در حوضه مورد نظر استفاده از مدل مارکوف در پیش‌بینی تغییرات و تهیه نقشه برای پیش‌بینی تغییرات در انواع مختلف کاربردها از جنبه‌های مهم این مطالعه در نظر گرفته می‌شود. در نظر گرفتن پیش‌بینی‌ها برای بهبود نقاط قوت این پیش‌بینی و کاهش اثرات منفی این تغییرات، ضمن توجه به نیازهای ساکنان منطقه، منجر به پایداری محیط و حفاظت از عرصه‌های طبیعی می‌شود. همچنین نتایج نشان می‌دهد که رویکرد یکپارچه سنجش از دور و GIS برای اجرای مدل‌ها برای ارزیابی تغییرات زمانی فضایی برای تشخیص الگو و درصد بسیار مفید است.

منابع

- آرخی، صالح؛ ادیب نژاد، مصطفی (۱۳۹۰). ارزیابی کارایی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی کاربری اراضی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای ETM+ لندست (مطالعه موردی: حوزه سد ایلام). *تحقیقات مرتع و بیابان ایران*، ۱۸ (۳)، ۴۲۰-۴۴۰. doi: 10.22092/ijdr.2011.102175
- اسماعیل‌زاده، حسن؛ قنبری، یگانه (۱۴۰۴). آشکارسازی تغییرات کاربری/پوشش اراضی در شهرها و ریسک‌های محیطی ناشی از آن (مطالعه موردی: منطقه ۱۸ کلان‌شهر تهران). *جغرافیا و پایداری محیط*، ۱۵ (۲)، ۱۲۵-۱۴۱. doi: 10.22126/GES.2025. 11656.2829
- ایلدرمی، علیرضا؛ شایسته، کامران؛ ناصری نازنین (۱۳۹۸). تحلیل تغییرات کاربری اراضی شهرستان ملایر با استفاده از سنجش‌های سیمای سرزمین. *مطالعات علوم محیط‌زیست*، ۴ (۴)، ۲۱۱۴-۲۱۲۲. https://www.jess.ir/article_101416.html
- ایلدرمی، علیرضا؛ نوری، حمید؛ مهین، نادری؛ آقابگی، ثریا؛ زینی‌وند، حسین (۱۳۹۶). پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از مدل زنجیره‌های مارکوف و CA مارکوف (مطالعه موردی: حوزه آبریز گرین). *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز*، ۱۸ (۱۶)، ۲۳۲-۲۴۰. doi: 10.29252/jwmr.8.16.232
- عزیزی، علی؛ ملک‌محمدی، بهرام (۱۳۹۴). الگوی دینامیکی مکانی-زمانی کاربری زمین و پوشش زمین و پیش‌بینی تغییرات با استفاده از مدل تلفیقی مارکوف. *مجله جهانی مدیریت علوم محیطی*، ۲ (۳)، ۲۲۳-۲۳۴. doi: 10.7508/gjesm.2016.03.002
- علیانی، حمیده؛ مالمیر، مریم؛ سرودی، مونا (۱۳۹۷). تشخیص تغییرات و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی شهری با استفاده از مدل CA-Markov (مطالعه موردی: شهرستان تالش). *علوم زمین زیست‌محیطی*، ۷۸ (۲)، ۵۴۶-۵۵۸. doi: 10.1007/s12665-019-8557-9
- متین‌فر، حمیدرضا؛ سرمیدیان، فریدون؛ علوی‌پناه، سید کاظم (۱۳۸۵). مقایسه طبقه‌بندی شیء‌گرا و پیکسل‌محور انواع کاربری/پوشش زمین بر اساس باندهای طیف، Landsat7 (مطالعه موردی: منطقه خشک ایران). *مجله کشاورزی آمریکایی-اروپایی*، ۴ (۴)، ۴۴۸-۴۵۶. <https://www.scirp.org/ =1924454>
- مرادی، فرزاد؛ سید کابلی، حسام؛ لشکرآرا، بابک (۱۳۹۸). پیش‌بینی تغییرات کاربری/پوشش اراضی آینده در دشت ایذه-پیون ایران با استفاده از مدل CA-Markov. *مجله علوم زمین عربستان*، ۱۳ (۴)، ۹۹۸-۱۰۱۰. doi: 10.1007/s12517-020-05984-6
- میرعلیزاده‌فرد، سید رضا؛ علی‌بخشی، سیده مریم (۱۳۹۴). پایش و پیش‌بینی روند تغییرات کاربری اراضی با استفاده از مدل زنجیره مارکوف و مدل ساز تغییرات کاربری اراضی (مطالعه موردی: دشت برتش دهلران، ایلام). *سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی*، ۷ (۴)، ۲۶-۱۱. <https://girs.iaubushehr.ac.ir>

References

- Abdul-Wahab, A., Chan, K., Elkamel, A., & Ahmadi, L. (2014). Effects of meteorological conditions on the concentration and dispersion of an accidental release of H2S in Canada. *Atmos. Environ*, 82(3), 316-326. doi: 10.3390/rs4103215.
- Adhikari, S., & Southworth, J. (2012). Simulating forest cover changes of Bannerghatta National Park based on a CAMarkov model: A remote sensing approach. *Remote Sens*, 4(10), 3215-3243. doi: 10.7508/gjesm.2016.03.002.

- Adhikari, S., & Southworth, J. (2012). Simulating Forest Cover Changes of Bannerghatta National Park Based on a CA-Markov Model: A Remote Sensing Approach. *Remote Sens*, 4(4), 3215-3243. doi: 10.3390/rs4103215
- Aliyani, H., Malmir, M., & Sourodi, M. (2019). Change detection and prediction of urban land use changes by CA-Markov model (case study: Talesh County). *Environmental Earth Sciences*, 78(2), 546-558. doi: 10.1007/s12665-019-8557-9. (In Persian).
- Araya, Y., & Cabral, P. (2010). Analysis and modeling of urban land cover change in Setúbal and Sesimbra, Portugal. *Remote Sens*, 2(6), 1549–1563. doi: 10.1007/s12665-019-8557-9.
- Arekhi, S., & Adibnejad, M. (2011). Efficiency assessment of the of Support Vector Machines for land use classification using Landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment). *Iranian Journal of Range and Desert Reseach*, 18(3), 420-440. doi: 10.22092/ijrdr.2011.102175. (In Persian).
- Aris, A., Praveena, S., Isa, N., Lim, Y., Juahir, H., Yusoff, K., & Mustapha, A. (2013). Application of environmetric methods to surface water quality assessment of Langkawi Geopark (Malaysia). *Environmental Forensics*, 14 (3), 230-239. doi: 10.15666/aeer/1504_605622
- Assaf, C., Adams, C., Ferreira, F., & Helena, (2021). Land Use and Cover Modeling as A Tool for Analyzing Nature Conservation Policies – A Case Study of Juréia-Itatins. *Land Use Policy*, 100(5), 104895-104820 doi: 10.1016/ j.landusepol.2020.104895
- Azizi, A., & Malakmohamadi, B. (2016). Land use and land cover spatiotemporal dynamic pattern and predicting changes using integrated CA-Markov model. *Global J. Environ. Sci. Manage*, 2(3), 223-234. doi: 10.7508/gjesm.2016.03.002. (In Persian).
- Bacani, V., Sakamoto, A., Quénol, H., Vannier, C., & Corgne, S. (2016). Markov chains-cellular automata modeling and multicriteria analysis of land cover change in the Lower Nhecolândia subregion of the Brazilian Pantanal wetland. *Journal of applied remote sensing*, 10(1), 124-135. <https://hal.science/hal-01270280>.
- Baoying, Y., & Zhongke, B. (2008). *Imulating land use/ cover changes of nenjiang county based on CA- MARKOV model*. International Federation for Information Processing, Computer and Computing Technologies in Agriculture. <https://inis.iaea.org/records/9ffz9-79m71/files/53099055>.
- Behera, M., Borate, S., Panda, S., Behera, P., & Roy, P. (2012). Modelling and analyzing the watershed dynamics using Cellular Automata (CA)-Markov model. *Journal of earth system science*, 121(4), 1011-1024. <https://scixplorer.org/abs/2012JESS.121.1011B/abstract>.
- Blaschke, T. (2009). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. [journal homepage www.elsevier.com/locate/isprsjpr](http://journal.homepage.elsevier.com/locate/isprsjpr), 6(17), 10-21. doi: 10.1186/s40068-017-0094-5
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://link.springer.com/article/10.1023/a:1010933404324>
- Brown, D., Pijanowski, B., Duh, J. (2000). Modeling the relationships between land use and land cover on private lands in the Upper Midwest, USA. *Environ. Manage*, 59(4), 247-263. doi: 0.7508/gjesm.2016.03.002
- Butt, A., Shabbir, R., Ahmad, S., & Aziz, N. (2015). Land use change mapping and analysis using Remote Sensing and GIS: A case study of Simly watershed, Islamabad, Pakistan. *Egypt. Egyptian journal of remote sensing and space science*, 18(2), 251–259. <https://cyberleninka.org/article/n/913202.pdf>
- Chen, G., Li, X., Liu, X., Chen, Y., Liang, X., Leng, J., Xu, X., Liao, W., Qiu, Y., Wu, Q., & Huang, K. (2020). Global projections of future urban land expansion under shared socioeconomic pathways, 11 (1), 1–12. doi: 10.1038/ s41467-020-14386-x.
- Chen, W., Chi, G., & Li, J. (2019). The spatial association of ecosystem services with land use and land cover change at the county level in China. *Total Environ*. 669(5), 459–470. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.03.139.
- Dewan, A., & Yamaguchi, Y. (2009). Land use and land cover change in Greater Dhaka, Bangladesh. *using remote sensing to promote sustainable urbanization. Appl Geogr*, 29(3), 390–401. doi: 10.1007/s12665-019-8557-9.

- Esmaeil Zadeh, H., & Ghanbari, Y. (2015). Revealing land use/cover changes in cities and the resulting environmental risks (Case study: District 18 of Tehran metropolis). *Geography and Environmental Sustainability*, 15(2), 125-141 doi: 10.22126/ges.2025.11656.2829. (In Persian).
- Feng, Y., Lei, Z., Tong, X., Gao, C., Chen, S., Wang, J., & Wang, S. (2020). Spatially-explicit modeling and intensity analysis of China's land use change 2000–2050. *Environ Manag*, 263(5), 110-140. doi: 10.1007/s12517-020-05984-6.
- Gebdang, B., Ruben, A., Zhang, K., Zengchuan, D., & Jun, X. (2020). Analysis and Projection of Land-Use/Land-Cover Dynamics through Scenario-Based Simulations Using the CA-Markov Model: A Case Study in Guanting Reservoir Basin, China. *Sustainability*, 12(3), 3747-3760. doi: 10.3390/su12093747
- Gemitzi, A. (2021). Predicting land cover changes using a CA Markov model under different shared socioeconomic pathways in Greece. *Science & Remote Sensing*, 58(3), 425–441. doi: 10.1080/15481603.2021.1885235.
- Gunawan, P., Nindya, S., Hasyim, Nyoman, A., & Widhi, S. (2020). Land-use prediction in pandaan district pasuruan regency. *International Journal of Geomate*, 4(3), 64–71. doi: 10.21660/2020.65.41738.
- Haddouchi, M. (2024). A survey and taxonomy of methods interpreting random forest models. *arXiv preprint arXiv*, 12(2), 100-120. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2024arXiv240712759H/abstract>.
- Han, J., Hayashi, Y., Cao, X., & Imur, H. (2008). Application of an integrated system dynamics and cellular automata model for urban growth assessment: a case study of Shanghai, China. *Landsc Urban Plan*, 91(3), 133-141. doi: 10.1007/s12517-020-05984-6
- Houet, T., Hubert, L. (2006). Modeling and projecting land-use and land-cover changes with Cellular Automaton in considering landscape trajectories. *EARSeL eProceedings*, 5(1), 63-76. doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.06.332.
- Hu, J. (2023). A review on longitudinal data analysis with random forest. *Briefings in Bioinformatics*, 24(2), 100-120. <https://europepmc.org/article/pmc/pmc10025446>.
- Hu, Y., Zhen, L., & Zhuang, D. (2019). Assessment of land-use and land-cover change in Guangxi, China. *Sci. Rep.* 9 (1), 1–13. doi: 10.1038/s41598-019-38487.
- HUA, A. (2017). Application Of CA-MARKOV Model And Land USE/LAND Cover Chances In Malacca river watershed, Malaysia applied. *Applied Ecology & Environmental Research*, 15(4), 605-622. https://aloki.hu/pdf/1504_605622.pdf.
- Huang, W., Liu, H., Luan, Q., Jiang, Q., Liu, J., & Liu, H. (2008). Detection and prediction of land use change in Beijing based on remote sensing and GIS. *Spatial Inf*, 14(2), 75–82. doi: 10.1016/j.ejrs.2016.08.001.
- Huang, Y., Yang, B., Wang, M., Liu, B., & Yang, X. (2020). Analysis of the future land cover change in Beijing using CA–Markov chain model, *Environmental Earth Sciences*, 14(4), 79-60. doi: 10.11648/j.ajrs.20150301.12.
- Hyandye, C., & Martz, L. (2017). A Markovian and cellular automata land-use change predictive model of the Usangu Catchment. *International Journal of Remote Sensing*, 38 (1), 64–81. doi: 10.1080/01431161.2016.1259675.
- Ildarmi, A., Nouri, Ha., Mahin, N., Aghabeigi, S & Zeinivand, H. (2017). Predicting land use changes using Markov chain and CA Markov models (Case study: Green watershed). *Journal of Watershed Management*. 8(16), 232-233. doi: 10.29252/jwmr.8.16.232. (In Persian).
- Ildarmi., A., Shayesteh, Kamran., Naseri, Nazanin. (2019). Analysis of land use changes in Malayer County using landscape metrics. *Environmental Science Studies*. 4(4), 2114-2122. https://www.jess.ir/article_101416.html. (In Persian).
- Kang, J., Fang, L., Shuang L., & Wang, X. (2019). Parallel Cellular Automata Markov Model for Land Use Change Prediction over MapReduce Framework. *ISPRS Int Geo-Inf*, 13(2), 8- 45. doi: 10.3390/ijgi8100454.
- Kantakumar, L., Kumar, S., & Schneider, K. (2019). SUSM: a scenario-based urban growth simulation model using remote sensing data. *Eur J Remote Sens*, 52(2), 26–41. doi:

- 10.1080/22797254.2019.
- Kaul, H., & Sopan, I. (2012). Land use land cover classification and change detection using high resolution temporal satellite data. *Journal of Environment*, 12(3), 146–152. doi: 10.1007/s11442-015-1247.
- Khawaldah, H., Farhan, I., & Alzboun, N. (2020). Simulation and prediction of land use and land cover change using GIS, remote sensing and CA-Markov model. *Global J. Environ. Sci. Manage*, 6(2), 215-232. doi: 10.22059/jhsci.2023.349481.749.
- Lee, C., Jung, S., Lee, J., & Lee, S. (2017). Spatial prediction of flood susceptibility using random-forest and boosted-tree models in Seoul metropolitan city, Korea. *Geomat. Nat. Hazard. Risk*, 8(2), 1185–1203. doi: 10.1016/j.landurbplan.2017.09.019.
- Li, L., Jiang, D., Li, J., Liang, L., & Zhang, L. (2007). Advances in hydrological response to land use/land cover change. *ournal of Natural Resources*, 22(2), 211-224. <https://www.jnr.ac.cn/EN/abstract/article/1000-3037/27067>.
- Li, Z.T., Li, M., & Xia, B. C. (2020). Spatio-temporal dynamics of ecological security pattern of the Pearl River Delta urban agglomeration based on LUCC simulation. *Ecological Indicators*, 114(3), 306-319. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2020EcInd.11406319L/abstract>.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R News*, 2(3), 18–22. <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews>.
- Lieb, M., Glaser, B., & Huwe, B. (2012). Uncertainty in the spatial prediction of soil texture: comparison of regression tree and Random Forest models. *Geoderma*, 170(2), 70-79. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1370021390583190309>.
- Macedo, R., Maria de Almeida, C., Santos, J., & Rudorff, B. (2013). Spatial dynamic modeling of land cover and land use change associated with the sugarcane expansion. *Boletim de Cienc. Geod*, 19(4), 313–337. doi: 10.52547/esrj.11.2.67.
- Mas, J-F., Kolb, M., Paegelow, M., Olmedo, M., & Houet. T., (2014). Inductive pattern-based land use/cover change models: A comparison of four software packages. *Environ Model Softw*, 51 (4), 94–111. doi: 10.1016/j.envsoft.
- Matinfar, H. R., Sarmadian, F., Alavi-Panah S. K., & Hech, R. J. (2007). Comparisons of Object-Oriented and Pixel-Based Classification of Land Use/Land Cover Types Based on Landsat7, Etm+ Spectral Bands (Case Study: Arid Region of Iran), *AmericanEurasian J. Agric. & Environ. Sci*, 4 (4), 448-456. <https://www.scirp.org/=1924454>. (In Persian).
- Matlodi, B., Kenabatho, P. K., Parida, B. P., & Maphanyane, J. G. (2021). Analysis of the Future Land Use Land Cover Changes in the Gaborone Dam Catchment Using CA-Markov Model: Implications on Water Resources. *Remote Sens*, 13(2), 2427. doi: 10.3390/rs13132427
- Mir.Alizadeh, F., & Alibakhshi, M. (2016). Monitoring and forecasting the process of land use changes using the Markov chain model and land use change modeling (case study: Dasht Bartash, Dehhran, Ilam). *Remote sensing and geographic information system in natural*, 4(1), 11-26. <https://girs.iaubushehr.ac.ir>. (In Persian).
- Mitsova, D., Shuster, W., & Wang, X. (2011). A cellular automata model of land cover change to integrate urban growth with open space conservation. *Landscape and Urban Planning*, 99(4), 141- 153. doi: 10.1016/j.landurbplan.2010.10.001.
- Mondal, S., Nayan Sharma, B., Garg, C., & Kappas, M. (2016). Statistical independence test and validation of CA Markov land use land cover (LULC) prediction results. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 19(4), 259–272. doi: 10.1016/j.wsee.2022.11.008.
- Moradi1, F., Seyyed Kaboli, H., & Lashkarara, B. (2020). Projection of future land use/cover change in the Izeh-Pyon Plain of Iran using CA-Markov model. *Arabian Journal of Geosciences*, 13(4), 998-1010. doi: 10.1007/s12517-020-05984-6. (In Persian).
- Muller, M. R., & Middleton, J. (1994). A Markov model of land-use change dynamics in the Niagara region, Ontario, Canada. *Landscape Ecol.* 9 (2), 151–157. doi: 10.1016/j.compenvurbsys.2008.06.006.
- Munthali, M. G., Davis, N., Adeola, A.M., Botai, J. O., Kamwi, J. M., Chisale, H. L., & Orimoogunje, O.O. (2019). Local Perception of Drivers of Land-Use and Land-Cover

- Change Dynamics across Dedza District, Central Malawi Region. *Sustainability*, 11(3), 832-835. doi: 10.1007/s12665-019-8557-9.
- Pakawan, Ch., & Saowanee, W. (2019). Predicting Urban Expansion and Urban Land Use Changes in Nakhon Ratchasima City Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios. *Land*, 8(2), 140-155. doi: 10.3390/land8090140.
- Palmate, S. (2017). Modelling spatiotemporal land dynamics for a transboundary river basin using integrated Cellular Automata and Markov Chain approach. *Appl Geogr*, 82(1), 11–23. doi: 10.1007/s12517-020-05984-6.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., & Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(5), 2825–2830. doi: 10.1016/j.landusepol.2009.12.010.
- Peters, J., N. Verhoest, R. Samson, P. Boeckx and B., & Baets, B. (2008). Wetland vegetation distribution modelling for the identification of constraining environmental variables. *Landscape Ecology*, 23(3), 1049- 1065. doi: 10.1007/s10980-008-9261-4.
- Quan, B., Bai, Y., Römkens, MJM., Chang, K., Song, H., Guo, T., & Lei, S., (2018). Urban land expansion in Quanzhou City, China, 1995–2010. *Habitat Int*, 48(12), 131–139. doi: 10.3390/rs10081270.
- Rahel, H., Heiko, B., & Kamal, K. (2017). Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios. *Sustainability*, 10(3), 3421-3435. doi: 10.3390/su10103421.
- Sayan, M. (2016). using CA-Markov Case Land use and Land Cover Change Modelling Study: Deforestation, Analysis of Doon Valley. *Journal of Agroecology and Natural Resource Management*, 3(1), 1-5. <http://www.krishisanskriti.org/Publication.html>.
- Shajainan, A., Sadegh M., lenal, H., & Esimaanel, S. (2013). Comparison of parametric and non-parametric methods in the classification of land cover with ascites from the photos of Leeds 8, "Atalaat Jarafnai, 24 (93), 54-6. <https://elmnet.ir/d/1607009-51041/source>.
- Simpson, G. L., & Birks, H. (2012). Tracking environmental change using lake sediments. *Springer Publication*, 5(3), 673-689. <https://doi:10.12691/aees-1-6-5>.
- Singh, A. K. (2003). *Modelling land use land cover changes using cellular automata in a geo-spatial environment*. Master of Science Thesis, International Institute for GeoInformation Science and Earth Observation. Enscheda. The Netherlands. <https://www.mdpi.com/2673-4834/7/1/23>.
- Sinha, P., & Kimar, L. (2013). Markov land cover change modeling using Pairs of time-series satellite images. *Photogramm Eng Remote Sens*, 79(11), 1037-1051. <https://www.researchgate.net/profile/Priyakant-Sinha>.
- Subedi, P., Subedi, K., & Thapa, B. (2013) Application of a Hybrid Cellular Automaton—Markov (CA-Markov) Model in Land-Use Change Prediction: A Case Study of Saddle Creek Drainage Basin, *Applied Ecology and Environmental Sciences*, 1(6), 126–132. <https://www.academia.edu/download/56056039/aees-1-6-5.pdf>.
- Subedi, P., Subedi, K., & Thapa, B. (2013). Application of a Hybrid Cellular Automaton—Markov (CA-Markov) Model in land use change prediction: A case study of Saddle Creek Drainage Basin, Florida. *Appl. Ecol. Environ.*, 1(6), 126-132. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1360011143938088448>.
- Tadese, S., Teshome, S., & Tesefaye B. (2021). Analysis of the Current and Future Prediction of Land Use/Land Cover Change Using Remote Sensing and the CA-Markov Model in Majang Forest Biosphere Reserves of Gambella, Southwestern Ethiopia. *the Scientific World Journal*, 18(1)66-85. doi: 10.1155/2021/6685045.
- Temesgen, G., Tafa, T., Mekuria, A., & Abeyou, W. (2017). Evaluation and prediction of land use/land cover changes in the Andassa watershed, Blue Nile Basin. *Environmental Systems Research*, 6(1), 17-30. doi: 10.1186/s40068-017-0094-5.
- Tudun-Wada, MI., Tukur, Y., YaU H., Musa, I., & Lekwot. V. (2014). Analysis of forest cover changes in Nimbia forest reserve, Kaduna State, Nigeria using geographic information system and remote sensing techniques. *International Journal of Environmental Monitoring and*

- Analysis*, 2(2), 91-99. <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/20153285737>.
- Varga, O., Pontius, R., Singh, S., & Szabó, S. (2019). Intensity analysis and the Figure of Merit's components for assessment of a cellular automata Markov simulation model. *Ecological Indicators*, 101(122), 933–942. doi: 10.1016/j.ecolind.2019.01.057.
- Veldkamp, A., & Lambin, E. (2001). Predicting land-use change. *Agric. Ecosyst. Environ*, 85(2), 1–6. doi: 10.22034/gjesm.2020.02.07
- Wang, Q., & Guan. Q. (2021). Simulating land use/land cover change in an arid region with the coupling models. *Ecological Indicators*, 122(5), 107-131. doi: 10.5555/20220344224.
- Xu, T., Gao, J., & Coco, G. (2019). Simulation of urban expansion via integrating artificial neural network with Markov chain–cellular automata. *International Journal of Geographical Information Science*, 33(10), 1960-1983. doi: 10.1080/13658816.2019. 1600701.
- Yuqin Gao, A., Chen, A., Hao Luo, B., & Wang, H. (2020). Prediction of hydrological responses to land use change. *Science of the Total Environment*, 708(14), 134998. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31810667>.

