

## Research Paper

# Monitoring Land Use Changes in Ab-Malayer Basin using Landsat Images by Google Earth Engine

Bakhtiar Karimi<sup>1\*</sup>, Ali Vanaei<sup>2</sup>, Parva Mohammadi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Associate Professor, Department of Water Science Engineering, Faculty of Agriculture, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran. Email: [bakhtiar.karimi@uok.ac.ir](mailto:bakhtiar.karimi@uok.ac.ir)

<sup>2</sup> Ph.D. Student, Department of Water Science Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran. Email: [a.vanaei84@gmail.com](mailto:a.vanaei84@gmail.com). <sup>3</sup> Ph.D, Department of Irrigation and Reclamation Engineering, College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: [parva.mohammadi992@gmail.com](mailto:parva.mohammadi992@gmail.com)



10.22125/iwe.2024.459447.1810.

Received:

May 23, 2024

Accepted:

October 1, 2024

Available online:

December 26, 2024

**Keywords:**

**Kappa coefficient, Google Earth Engine, Random Forest, Remote sensing.**

## Abstract

Determining the trend and examining land use changes is essential in managing watersheds. This study aims to investigate land use changes in the AB- Malayer watershed for the years 2001 and 2021 using Landsat images in the Google Earth Engine. The land use map was created by combining Landsat images with the MODIS land use product and applying the random forest classification algorithm. The analysis categorized the study area into five classes: grassland, cropland, forest, urban land, and barren land. In 2001, the land was primarily classified as grassland, cropland, and urban land. By 2021, the classifications expanded to include forest and barren land. The most significant change observed was in grassland, which decreased by 37.1%, while forest cover remained unchanged at 0%. Grassland primarily transitioned into agricultural land, accounting for a 6% change, whereas the smallest shift, 0.01%, involved conversion to savannah forests. Additionally, agricultural land experienced an 11.4% conversion to grassland, with the smallest change of 0.2% occurring towards savannah forests. The validation of the classification using the random forest algorithm yielded overall accuracy rates of 73% and 75%, and Kappa coefficients of 0.66 and 0.68 for the years 2001 and 2021, respectively. These results indicate a reliable land use classification for the study area.

## 1) Introduction

Land use changes are a critical indicator of human activities' impact on the environment and play a significant role in regional and global environmental studies. Over the past few decades, these changes have become increasingly pronounced worldwide, driven by factors such as urbanization, agriculture, and deforestation (Quintero-Gallego et al., 2018). Monitoring these changes is essential for effective land management, particularly in watershed areas where changes can significantly impact water resources and ecosystem health. Detecting land use changes over time provides valuable insights into environmental trends and aids in planning sustainable land use strategies (Gibson & Power, 2000). This study focuses on the Ab-Malayer basin, an important watershed within the Karkheh River Basin in Iran, to assess land use changes between 2001 and 2021 using satellite imagery processed through Google Earth Engine. This cloud-based platform allows for the efficient handling of large datasets, making it an ideal tool for long-term environmental monitoring (Sidhu et al., 2018; Liu et al., 2020).

## 2) Materials and Methods

The Ab-Malayer basin, covering approximately 3,100 square kilometers, is situated within the upper Karkheh River Basin. It spans several administrative regions, including parts of Tuyserkan city, Central Province, and Malayer city, with the majority of the basin falling within Malayer's jurisdiction. The basin's elevation and geographical diversity make it a critical area for water resources management. This study utilized Landsat images from 2001 and 2021, combined with the MODIS land cover product, to create detailed land use maps. The images were processed using the Google Earth Engine platform, which provides access to vast amounts of satellite data and powerful computational tools. The study employed the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Difference Water Index (NDWI) to enhance the accuracy of land use classification. The random forest algorithm, known for its robustness in handling complex datasets, was used to classify the land use types. The accuracy of the classification was evaluated using overall accuracy and the Kappa coefficient, two standard metrics in remote sensing studies (Xie et al., 2019).

## 3) Results

The classification of land use in the Ab-Malayer basin revealed significant changes over the 20-year study period. In 2001, the basin was predominantly covered by grasslands and croplands, with smaller areas of forest, urban land, and barren land. By 2021, the land use composition had shifted, with a notable increase in barren land and a reduction in forest cover. The classification accuracy for the 2001 and 2021 maps was 0.73 and 0.75, respectively, with Kappa coefficients of 0.66 and 0.68, indicating reliable classification results. The land use change matrix showed that grasslands experienced the most significant reduction, decreasing by 37.1%, while forested areas saw the least change. Agricultural land expanded into grasslands by 6%, while urban areas increased by 11.4%. These changes highlight the ongoing pressures on natural landscapes from agricultural expansion and urbanization. The results underscore the importance of using advanced tools like Google Earth Engine to monitor land use changes over time, enabling better management of natural resources in vulnerable regions like the Ab-Malayer basin.

## 4) Discussion and Conclusion

The findings of this study demonstrate the effectiveness of the random forest algorithm and Google Earth Engine platform in detecting and analyzing land use changes over time. The slight increase in classification accuracy from 2001 to 2021 suggests improvements in data quality and algorithm performance, likely due to advancements in satellite technology and the availability of higher-resolution imagery. The observed land use changes, particularly the reduction in grasslands and expansion of agricultural and urban areas, are consistent with broader trends observed in other parts of Iran and globally (Mohammadim et al., 2023). These changes pose challenges for sustainable land management, especially in regions where water resources are already under pressure. The study highlights the need for continued monitoring and the development of strategies to mitigate the adverse effects of land use changes, such as soil degradation, water scarcity, and loss of biodiversity. Future research could focus on integrating additional data sources, such as climate models and socio-economic data, to better understand the drivers of land use change and develop more targeted interventions.

## 5) Six important references

- 1) Quintero-Gallego, M.E., M. Quintero-Angel and J.J. Vila-Ortega. 2018. Exploring land use/land cover change and drivers in Andean mountains in Colombia: A case in rural Quindio. *Sci. Total Environ.* 2018, 634, 1288–1299.
- 2) Sidhu, N., E. Pebesma., and G. Câmara. 2018. Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 486-500.
- 3) Liu, C., W. Li., G., Zhu, H., Zhou, H., Yan and P., Xue. 2020. Land use/land cover changes and their driving factors in the Northeastern Tibetan Plateau based on Geographical Detectors and Google Earth Engine: A case study in Gannan Prefecture. *Remote Sensing*, 12(19), 3139.
- 4) Xie, S., L. Liu., X. Zhang., J. Yang., X. Chen, and Y. Gao. 2019. Automatic land-cover mapping using landsat time-series data based on google earth engine. *Remote sensing*, 11(24), 3023
- 5) Gibson, P. J. and C.H., Power. 2000. *Introductory remote sensing: Digital image processing and applications.*

6) Mohammadi, P., K. Ebrahimi and J. Bazrafshan. 2023. Investigation of land use changes in Gorganrood catchment using Google Earth Engine platform. *Jwmseir*, 60(17): 11-19.

### **Conflict of Interest**

The authors declare no conflict of interest.

### **Acknowledgments**

We are grateful to the University of Kurdistan and the Google Earth Engine team for providing the resources and tools necessary for this research. Special thanks to the research team members for their invaluable contributions.

40

## پایش تغییرات کاربری اراضی حوضه آب- ملایر با استفاده از تصاویر لندست در سامانه گوگل ارث انجین

بختیار کریمی<sup>۱\*</sup> و علی ونائی<sup>۲</sup>، پروا محمدی<sup>۳</sup>

تاریخ ارسال: ۱۴۰۳/۰۳/۱۰

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۱۰

مقاله پژوهشی

### چکیده

تعیین روند و بررسی تغییرات کاربری اراضی در مدیریت حوضه‌های آبریز امری ضروری است. هدف از این مطالعه بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبریز آب ملایر برای سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ با استفاده از تصاویر لندست در سامانه گوگل ارث انجین است. تهیه نقشه کاربری اراضی به شیوه ترکیب تصاویر لندست و پروداکت کاربری اراضی سنجنده مادیس و از الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی استفاده شد. نتایج منطقه مورد مطالعه را به پنج کلاس، شامل کاربری‌های علفزار، زمین زراعی، چمن‌زار، شهری در سال ۱۳۷۹ و کاربری‌های جنگل، زمین زراعی، چمن‌زار، شهری و بایر در سال ۱۳۹۹ تقسیم کرد. نتایج نشان داد که بیشترین تغییر کاربری اراضی علفزار مربوط به چمن‌زار به میزان ۳۷/۱ درصد و کم‌ترین آن به میزان صفر درصد مربوط به جنگل بود. بیشترین تغییر کاربری اراضی چمن‌زار مربوط به زمین‌های زراعی با میزان ۶ درصد و کم‌ترین آن مربوط به جنگل‌های ساوانا با میزان ۰/۱ درصد است. از سوی دیگر، بیشترین تغییر کاربری اراضی زمین‌های زراعی به چمن‌زار ۱۱/۴ درصد و کم‌ترین آن ۰/۲ درصد نیز به جنگل‌های ساوانا اختصاص داشت. در فرآیند صحت‌سنجی تصاویر طبقه‌بندی شده با الگوریتم جنگل تصادفی دقت کلی به ترتیب برای سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ برابر با ۷۳ و ۷۵ درصد و ضریب کاپا برابر با ۰/۶۶ و ۰/۶۸ به دست آمد که این مقادیر نتایج قابل‌قبولی را برای طبقه‌بندی کاربری اراضی در منطقه مورد مطالعه ارائه کرد.

واژه‌های کلیدی: جنگل تصادفی، ضریب کاپا، سنجش از دور، گوگل ارث انجین

<sup>۱\*</sup> نویسنده مسئول و دانشیار، گروه علوم و مهندسی آب دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان. [bakhtiar.karimi@uok.ac.ir](mailto:bakhtiar.karimi@uok.ac.ir)

<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آب - منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه بوعلی سینا همدان. [a.vanaei84@gmail.com](mailto:a.vanaei84@gmail.com)

<sup>۳</sup> دکتری علوم و مهندسی آب - منابع آب، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، دانشگاه تهران.

[parva.mohammadi992@gmail.com](mailto:parva.mohammadi992@gmail.com)



## مقدمه

پردازش داده‌های ماهواره‌ای، با توجه به حجم زیاد داده‌ها و قدرت محاسباتی بالا، چالش بزرگی بود که در سال‌های اخیر، برای غلبه بر این موضوع از پلتفرم گوگل ارث انجین<sup>۲</sup> برای پردازش حجم عظیمی از داده‌های مدت طولانی استفاده شد. (لیو و همکاران، ۲۰۲۰).

گوگل ارث انجین، به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین پلتفرم‌های پردازش داده‌های زمین، یک پلتفرم مبتنی بر ابر است که دسترسی آزاد به مجموعه‌های وسیع داده‌های سنجش از دور را فراهم می‌آورد و بدین ترتیب، فرآیند تحلیل و بررسی علمی را تسهیل می‌کند (تمیمی‌نیا و همکاران، ۲۰۲۰). این پلتفرم با بهره‌گیری از مقادیر انبوه داده‌های ماهواره‌ای و ارائه خدمات رایگان، توانایی صرفه‌جویی در زمان و هزینه‌های مربوط به دانلود تصاویر ماهواره‌ای و تصحیحات لازم را دارد. همچنین، با پشتیبانی از انواع فرمت‌های تصاویر سنجنده‌های مختلف، محاسبات تصاویر ماهواره‌ای را به فرآیند سریع و انعطاف‌پذیر تبدیل می‌کند و قادر است حجم زیادی از داده‌ها را در کوتاه‌ترین زمان ممکن در اختیار کاربران قرار دهد (عالی‌نژاد و جهانبخش‌اصل، ۱۴۰۰ و سیدو و همکاران، ۲۰۱۸). در سال‌های اخیر محققان از این پلتفرم برای بررسی تغییرات کاربری اراضی استفاده کرده‌اند. در پژوهشی محمدی و خدا بنده‌لو (۱۳۹۹) از سامانه گوگل ارث انجین جهت اخذ تصاویر تصحیح‌شده و طبقه‌بندی کاربری اراضی در سامانه گوگل ارث انجین استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که این سامانه با فراهم‌سازی بستری مناسب به‌منظور پردازش‌های سریع در پروژه‌های سنجش از دور و GIS نقش مؤثری را ایفا می‌کند. همچنین سلطانی و محمدنژاد (۱۴۰۰)، پس از فراخوانی و اعمال طبقه‌بندی در محیط گوگل ارث انجین نقشه کاربری اراضی برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ را تهیه کردند. مقایسه کاربری‌های مختلف بین سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۰ نشان داد که تغییرات گسترده‌ای در آن‌ها رخ داده است به‌نحوی که برخی از این تغییرات افزایشی و برخی کاربری‌ها منفی شده است. سعدیان و شفیغ‌زاده مقدم (۱۴۰۰) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست و روش

تغییرات کاربری اراضی از اساسی‌ترین ویژگی‌هایی است که تأثیر فعالیت‌های انسانی بر سطح زمین را آشکار می‌کند و نقش مهمی در مطالعات تغییرات محیطی منطقه‌ای و جهانی دارد. از طرفی در چند دهه گذشته، تغییرات کاربری اراضی دستخوش تغییرات زیادی در سراسر جهان شده است (کوینترو-گالگوو همکاران، ۲۰۱۸).

کاربری اراضی شامل انواع بهره‌برداری از زمین به-منظور رفع نیازهای گوناگون انسان است. یکی از پیش شرط‌های اصلی برای استفاده بهینه از الگوهای کاربری اراضی، دانستن تغییرات هر نوع از کاربری‌ها در طول زمان می‌باشد. آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی را می‌توان در یک مقیاس زمانی مانند یک دهه انجام داد (گیبسون و پاور، ۲۰۰۰). در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مانند داده‌های سنجش از دور و روش‌های یادگیری ماشین، به‌طور قابل توجهی در شناسایی و تحلیل تغییرات کاربری اراضی بهبود یافته است. این تکنیک‌ها به پژوهشگران کمک می‌کنند تا تغییرات در الگوهای کاربری اراضی را به‌طور دقیق‌تری مورد بررسی قرار دهند (وانگ و لیو، ۲۰۲۳). همچنین استفاده از تکنیک‌های پیشرفته سنجش از دور و تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌تواند در شناسایی دقیق‌تر تغییرات و روندهای کاربری اراضی مفید باشد (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲).

در دسترس بودن محصولات پوشش اراضی<sup>۱</sup> منطقه‌ای و جهانی، گزینه‌های متنوعی جهت ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در اختیار محققان قرار داده است، این محصولات بر اساس روش و سیستم‌های طبقه‌بندی مورد استفاده برای تولید کاربری‌های اراضی، متفاوت هستند (فریتزو همکاران، ۲۰۱۰، سیدو و همکاران، ۲۰۱۸). از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای نیز برای تشخیص و طبقه‌بندی تغییرات کاربری اراضی و تعیین تغییرات مکانی و زمانی در آن استفاده می‌شود (لام، ۲۰۰۸). داده‌های لندست، سنتینل و مودیس، مناطق وسیعی را پوشش می‌دهند و به صورت رایگان در دسترس هستند (کاراسکو و همکاران، ۲۰۱۹).

<sup>2</sup> Google Earth Engine

<sup>1</sup> Land Cover

دو الگوریتم طبقه‌بندی SVM و CART بهتر عمل کرده است. دوبرترت و همکاران (۲۰۲۲) ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در طول دوره ۲۰۲۰-۱۹۸۶ در گوگل ارث انجین را انجام دادند. از تصاویر لندست براساس الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی استفاده کردند. نتایج حاکی از این بود که در بیشتر سال‌ها، دقت طبقه‌بندی بسیار رضایت‌بخشی (بیش از ۹۰ تا ۹۵ درصد) به‌دست آمده است. آریپتا و همکاران (۲۰۲۳) تهیه نقشه کاربری اراضی و طبقه‌بندی آن را با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در گوگل ارث انجین انجام دادند. همچنین ایشان طبقه‌بندی را با استفاده از سه روش جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و درخت‌های رگرسیون طبقه‌بندی انجام داده است. کاربری‌های کشاورزی، شهری، جنگلی، بایر و آب کلاس‌های اصلی بودند. براساس نتایج، درصد تغییر اراضی کشاورزی از سال ۲۰۱۵ (۶۴/۰۳ درصد) تا سال ۲۰۲۱ (۶۷/۸۱ درصد) بالا بوده که این میزان در طول سال مورد مطالعه تقریباً ۳/۷۸ درصد افزایش یافته است. همچنین نتایج نشان داد که بیشترین مساحت کاربری مربوط به زمین‌های کشاورزی و پس از آن زمین‌های جنگلی بوده است.

هدف این مطالعه، ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در حوضه آب ملایر است. این ارزیابی به دو جنبه اصلی توجه دارد: نخست، بررسی تغییرات کاربری اراضی در مقیاس زمانی مشخص، و دوم، ارزیابی به‌روز بودن نقشه‌های کاربری اراضی. به عبارت دیگر، مطالعه به تحلیل دقیق تغییرات در طول زمان و بررسی دقت و به‌روزرسانی نقشه‌های کاربری اراضی در این حوزه می‌پردازد. همچنین آگاهی از میزان تغییرات کاربری اراضی و بررسی این تغییرات، در طول زمان ضروری و از اهمیت بالایی برخوردار است. باتوجه به اینکه سامانه گوگل ارث انجین در سال‌های اخیر مورد توجه محققان بسیاری قرار گرفته است در این مطالعه از پلتفرم گوگل ارث انجین به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ با استفاده داده‌های ماهواره‌ای لندست و مادیس پرداخته شد.

طبقه‌بندی جنگل تصادفی در پلتفرم گوگل ارث انجین، تغییرات کاربری اراضی حوضه کرخه را بررسی کردند. نتایج نشان دهنده گسترش کشاورزی و از بین رفتن زمین‌های مرتعی بود و همچنین دقت مناسب طبقه‌بندی انجام شده از دقت بالایی برخوردار بود. در پژوهشی دیگر یوسفی و همکاران (۱۴۰۰) پایش تغییرات مساحت دریاچه زریبار واقع در استان کردستان در سامانه گوگل ارث انجین پرداختند. نتایج آن‌ها حاکی از این بود که سامانه گوگل ارث انجین با توجه به قابلیت‌های بالا برای شناسایی روند تغییرات پهنه‌های آبی نتایج خوبی را ارائه می‌دهد. محمدی و همکاران (۱۴۰۲) به ارزیابی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز گرگانود با استفاده از پلتفرم گوگل ارث انجین پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که مقایسه نتایج نشان داد طی دوره مطالعاتی کاربری شهری دارای رشد مثبت بوده و اراضی جنگلی، بوته زارها و زمین‌های زراعی دارای رشد منفی بوده اند. لیو و همکاران (۲۰۲۰) تغییرات کاربری زمین/پوشش زمین در فلات شمال شرقی تبت در پلتفرم گوگل ارث انجین را ارزیابی کردند. تغییرات کاربری اراضی در طی سال‌های ۲۰۰۰-۲۰۱۸، با استفاده از تصاویر لندست و الگوریتم جنگل تصادفی بررسی شده است. نتایج ایشان نشان داد که عمده انواع کاربری اراضی در منطقه مورد مطالعه مرتع و جنگل بوده و مساحت آن‌ها به‌ترتیب ۵۰٪ و ۲۵٪ بوده است. همچنین نتایج حاکی از این بود که در طول دوره مورد مطالعه، مساحت مرتع کاهش یافته، در حالی که مساحت زمین‌های جنگلی و شهری به درجات مختلف افزایش یافته است. لوکیکا و همکاران (۲۰۲۱) طبقه‌بندی تغییرات کاربری اراضی در پلتفرم گوگل ارث انجین با استفاده از سه الگوریتم یادگیری ماشین مختلف یعنی ماشین بردار پشتیبان (SVM<sup>1</sup>)، جنگل تصادفی (RF<sup>2</sup>) و درختان طبقه‌بندی و رگرسیون (CART<sup>3</sup>) را ارزیابی کردند. کاربری‌های آب، جنگل، بایر، پوشش گیاهی و شهری کلاس‌های اصلی کاربری زمین بودند. نتایج ایشان نشان داد که طبقه‌بندی الگوریتم RF از لحاظ دقت از هر

<sup>1</sup> support vector machine

<sup>2</sup> Random forest

<sup>3</sup> classification and regression trees



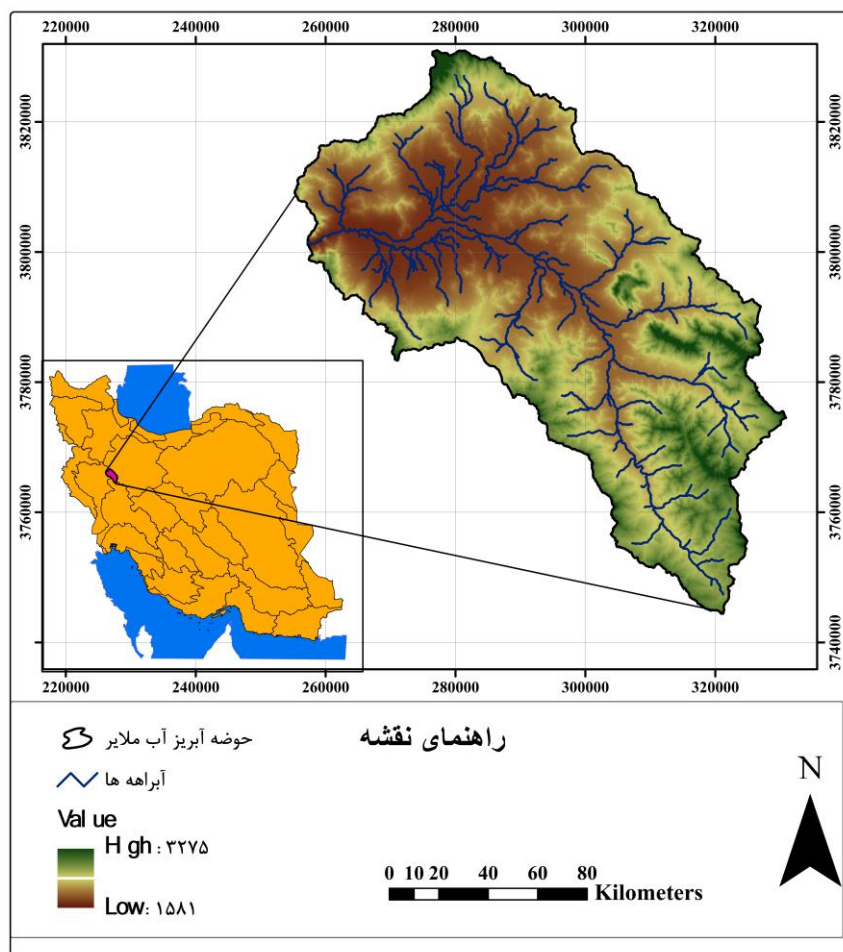
## مواد و روش ها

### منطقه مورد مطالعه

حوضه‌ی آبریز آب ملایر از دیدگاه مدیریت منابع آب یکی از محدوده‌های مطالعاتی حوضه علیای رودخانه کرخه با وسعت ۳۱۰۰ کیلومترمربع محسوب می‌گردد. قسمت‌های محدودی از این حوضه (حاشیه شمال غربی) از نظر تقسیمات کشوری جزء شهرستان تویسرکان، گوشه جنوب شرقی حوضه، جزء استان مرکزی و قسمت اعظم حوضه را محدوده شهرستان ملایر در بر می‌گیرد. ارتفاع شهر ملایر از سطح دریا ۱۷۶۰ متر و در فاصله ۸۰ کیلومتری از مرکز استان همدان قرار گرفته است (شرکت

سهامی آب منطقه‌ای همدان). در شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه آورده شده است.

در این پژوهش از بستر تحت وب سامانه گوگل ارث انجین برای پردازش تصاویر ماهواره‌ای استفاده شد. در این سامانه آرشیوی از انواع داده‌های مکانی از جمله تصاویر ماهواره‌ای به صورت تصحیح شده ارائه شده است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش برای دوره زمانی ۲۰ ساله با درصد پوشش ابری کمتر از ۱۰ درصد برای سال ۱۳۷۹ از داده‌های تصحیح شده لندست ۵ با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و همچنین برای سال ۱۳۹۹ از داده‌های تصحیح شده لندست ۸ با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استفاده شده است.



شکل (۱): موقعیت منطقه مورد مطالعه

### پردازش تصاویر در سامانه گوگل ارث انجین

برای تهیه نقشه کاربری در سامانه گوگل ارث انجین ابتدا تصاویر لندست فراخوانی شد و پس از آن فیلترهای زمانی و مکانی و پوشش ابر بر روی تصاویر انجام شد، سپس فراخوانی پروداکت کاربری اراضی مودیس صورت گرفت. این پروداکت بصورت سالیانه و با توان تفکیک ۵۰۰ متری است. با استفاده از تصاویر لندست، ریزمقیاس‌سازی پروداکت کاربری اراضی مودیس از ۵۰۰ متر به ۳۰ متر ارتقا یافت.

پروداکت کاربری اراضی مودیس یکی از ابزارهای کلیدی در تحلیل کاربری اراضی و پایش تغییرات محیطی است که به‌طور سالیانه تولید می‌شود. این پروداکت با توان تفکیک مکانی ۵۰۰ متر، قادر است اطلاعات کاربری اراضی را در سطح جهانی ارائه دهد. داده‌های این پروداکت به‌صورت طبقه‌بندی‌شده ارائه می‌شود و شامل طبقات مختلف کاربری اراضی نظیر پوشش گیاهی، زمین‌های زراعی، جنگل‌ها، دریاچه‌ها و نواحی شهری است. داده‌های پروداکت MODIS از الگوریتم‌های طبقه‌بندی جهانی استفاده می‌کنند که به‌منظور تشخیص و تفکیک دقیق طبقات مختلف کاربری اراضی به کار می‌روند. این پروداکت از سیستم مختصات جغرافیایی WGS84 برای تعیین موقعیت جغرافیایی پیکسل‌ها بهره می‌برد و به‌صورت جهانی پوشش داده‌های لازم را فراهم می‌آورد. به‌کارگیری پروداکت کاربری اراضی MODIS در تحلیل‌های محیطی و تغییرات کاربری اراضی، به‌ویژه در مقیاس‌های وسیع، ابزار مفیدی است که امکان پایش دقیق تغییرات را در طول زمان فراهم می‌آورد و به تحلیل‌های جامع‌تر و مؤثرتر در مدیریت منابع طبیعی کمک می‌کند (فریدل و همکاران، ۲۰۱۰، سالواتوره و همکاران، ۲۰۱۴). تصاویر لندست با توان تفکیک مکانی ۳۰ متر، به‌عنوان یکی از منابع اصلی داده‌های سنجش از دور برای تحلیل تغییرات سطح زمین به‌کار گرفته می‌شوند. این تصاویر از طریق سنجنده‌های نصب شده بر روی ماهواره‌های سری لندست، از جمله Landsat-7، Landsat-5 و Landsat-8 جمع‌آوری می‌شوند و اطلاعات دقیقی از ویژگی‌های سطح زمین ارائه می‌دهند (روی و همکاران، ۲۰۱۴؛ USGS، ۲۰۱۹). سپس به‌منظور افزایش

دقت محاسبات از شاخص‌های طیفی  $NDVI^1$  و  $NDWI^2$  استفاده شد. شاخص‌های طیفی در تجزیه و تحلیل نقشه‌ها باعث افزایش امکان تفکیک پدیده‌ها (مانند پوشش گیاهی) و حذف اثرات توپوگرافی و اتمسفری می‌شود. همچنین شاخص‌های طیفی با استفاده از نسبت-گیری باندها باعث بهبود فرآیند طبقه‌بندی می‌شود (زانگ و جیا، ۲۰۱۴). از شاخص‌های  $NDVI$  و  $NDWI$  استفاده شد.  $NDVI$  یا شاخص اختلاف نرمال‌شده پوشش گیاهی، این شاخص برای برآورد پوشش گیاهی و پهنه‌های آبی در سطح زمین مورد استفاده قرار می‌گیرد که در فرآیند طبقه‌بندی تصاویر مورد استفاده قرار گرفت. این شاخص از دو باند قرمز (Red) و باند مادون قرمز (Nir) از رابطه زیر محاسبه می‌شود (روس و همکاران ۱۹۷۴):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

محدوده تغییرات شاخص از منفی یک تا مثبت یک می‌باشد. هرچه مقادیر شاخص به مثبت یک نزدیک‌تر باشد نشان‌دهنده بالا بودن تراکم پوشش گیاهی و مقادیر کمتر از صفر نشان‌دهنده پهنه‌های آبی و مقادیر مثبت نزدیک به صفر نیز زمین‌های بدون پوشش گیاهی (زمین‌های بایر) می‌باشد (سعیدیان و شفیع‌زاده مقدم، ۱۴۰۰).  $NDWI$  یا شاخص اختلاف نرمال‌شده جهت تشخیص پهنه‌های آبی مورد استفاده قرار می‌گیرد (کولی و همکاران، ۲۰۲۰). محدوده شاخص بین -۱ تا ۱ قرار دارد. مقادیر صفر تا ۱ پهنه‌های آبی و مقادیر کمتر از صفر پوشش گیاهی را نشان می‌دهد. این شاخص از دو باند فرورسرخ (Nir) و سبز (Green) طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود (گائو، ۱۹۹۶):

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR} \quad (2)$$

<sup>1</sup> Normalized Difference Vegetation Index

<sup>2</sup> Normalized Difference Water Index



در تهیه نقشه کاربری اراضی جهت برآورد صحت و دقت تصاویر تولیدشده از ضریب کاپا<sup>۱</sup> و صحت کلی استفاده شد این ضرایب معیارهای مناسبی برای این امر می‌باشند. استفاده از این معیارها به‌عنوان شاخص‌های اصلی اعتبارسنجی طبقه‌بندی‌ها بسیار متداول است. بعد از طبقه‌بندی به روش الگوریتم جنگل تصادفی ضریب کاپا و صحت کلی طبقه‌بندی محاسبه شد. صحت کلی که به‌عنوان معیاری برای سنجش دقت کلی طبقه‌بندی استفاده می‌شود، از طریق تقسیم مجموع درایه‌های قطر اصلی ماتریس خطا بر تعداد کل پیکسل‌ها محاسبه می‌شود. این معیار به‌خوبی توانایی طبقه‌بندی در پیش‌بینی صحیح کلاس‌ها را نشان می‌دهد و به‌طور کلی یک برآورد از صحت نقشه‌های طبقه‌بندی شده ارائه می‌دهد (کنگالتون و گرین، ۲۰۲۲). طبق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$OA = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^k x_{ii} \quad (۳)$$

که در آن OA صحت کلی، N تعداد پیکسل‌های

آزمایشی، مجموع درایه‌های قطر اصلی ماتریس خطا می‌باشد. صحت کلی یک برآورد کلی از صحت طبقه‌بندی است.

ضریب کاپا یک شاخص آماری است که از ماتریس خطا به دست می‌آید و صحت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی بیان می‌کند (کوهن، ۲۰۲۱). این ضریب از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (۴)$$

برای طبقه‌بندی کاربری اراضی از الگوریتم جنگل تصادفی که یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است استفاده شد. الگوریتم تصادفی به طور کلی قدرت پردازش بیشتری برای نویز و بیش برآزش داده‌ها دارد (هانگ و همکاران، ۲۰۱۷). علاوه بر این، الگوریتم جنگل تصادفی می‌تواند برای داده‌های پیچیده در ابعاد بزرگ استفاده شود و معمولاً می‌تواند دقت بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها، مانند حداکثر احتمال و درخت تصمیم ارائه دهد (بلجیو و همکاران، ۲۰۱۶). جنگل تصادفی یک الگوریتم طبقه‌کننده مجموعه‌ای است که ویژگی‌های تصادفی ایجاد می‌کند و از آن‌ها برای تولید درخت‌های تصمیم‌گیری چندگانه استفاده می‌کند و سپس با استفاده از زیرمجموعه‌ای از نمونه‌ها و متغیرهای آموزشی که به‌طور تصادفی انتخاب شده‌اند، به محبوب‌ترین کلاس رأی می‌دهد (تمیمی نیا و همکاران، ۲۰۲۰). آنکبایل و همکاران (۲۰۲۱) درختان تصمیم‌گیری را به‌طور مستقل و با استفاده از روش نمونه‌گیری بوت‌استرپینگ (نمونه‌گیری با جایگزینی) توسعه می‌دهند. در این رویکرد، دو سوم از داده‌های اصلی برای آموزش هر درخت تصمیم‌گیری به‌طور مجزا به کار می‌رود، در حالی که یک سوم باقی‌مانده برای ارزیابی و اعتبارسنجی عملکرد درخت‌ها استفاده می‌شود. این روش باعث می‌شود که هر درخت تصمیم‌گیری با استفاده از نمونه‌های تصادفی متفاوت از داده‌های اصلی رشد کند، در حالی که بخش‌های باقی‌مانده از داده‌ها برای ارزیابی مدل حفظ می‌شود. به این ترتیب، با استفاده از نمونه‌گیری با جایگزینی، می‌توان به دقت و کارایی بالاتری در ارزیابی الگوریتم جنگل تصادفی دست یافت و اطمینان حاصل کرد که مدل به‌طور مؤثری به داده‌های جدید تعمیم می‌یابد.

در مجموع، برای ساخت و ارزیابی جنگل تصادفی، ۴۳۳ نمونه از داده‌ها برداشت شده است.

## معیارهای ارزیابی

<sup>1</sup> Kappa

تأثیر طبقه‌بندی تصاویر کاربری اراضی در حوضه استفاده شد با تغییر اندازه نمونه‌های آموزشی، تأثیر آن بر دقت طبقه‌بندی از طریق محاسبه دقت کلی و ضریب کاپا مورد ارزیابی قرار گرفت. این ارزیابی در محدوده‌های افزایش اندازه نمونه‌ها از ۵٪ تا ۹۵٪ انجام شد تا تأثیر تغییرات اندازه نمونه‌ها بر عملکرد مدل جنگل تصادفی به‌طور جامع بررسی شود. شکل‌های ۲ و ۳ رابطه بین اندازه نمونه آموزشی و دقت طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که حساسیت طبقه‌بندی با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، دقت طبقه‌بندی تغییر می‌کند و افزایش نسبی میزان ضرایب دقت کلی و ضریب کاپا قابل مشاهده است. دقت کلی در سال ۱۳۷۹ از ۶۵ تا ۷۳ و در سال ۱۳۹۹ از ۵۶ تا ۶۶ درصد تغییر کرده است. محدوده تغییرات ضریب کاپا با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی در سال ۱۳۷۹ از ۰/۵۶ تا ۰/۶۶ و در سال ۱۳۹۹ از ۰/۴۱ تا ۰/۶۸ است.

در جدول ۱ دقت طبقه‌بندی نقشه کاربری‌های استخراج‌شده در سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ ارائه شده است. همان‌طور که از جدول مشخص است، دقت کلی به‌ترتیب برابر با ۷۳ و ۷۵ درصد و ضریب کاپا برابر با ۰/۶۶ و ۰/۶۸ است. طبق استانداردهای به‌روز، مقادیر ضریب کاپا معمولاً بالاتر از ۰/۶۰ به‌عنوان نشان‌دهنده توافق خوب در نظر گرفته می‌شود (ویرا و گرت، ۲۰۰۵). همچنین، دقت کلی بالاتر از ۰/۷۰ معمولاً به‌عنوان قابل‌قبول در نظر گرفته می‌شود (کوهن و جانسون، ۲۰۱۳). با توجه به این معیارها، مقادیر ضریب کاپا و دقت کلی به‌طور کلی نشان‌دهنده عملکرد قابل‌قبول الگوریتم جنگل تصادفی است.

که در آن  $K$  ضریب کاپا،  $N$  تعداد پیکسل‌های

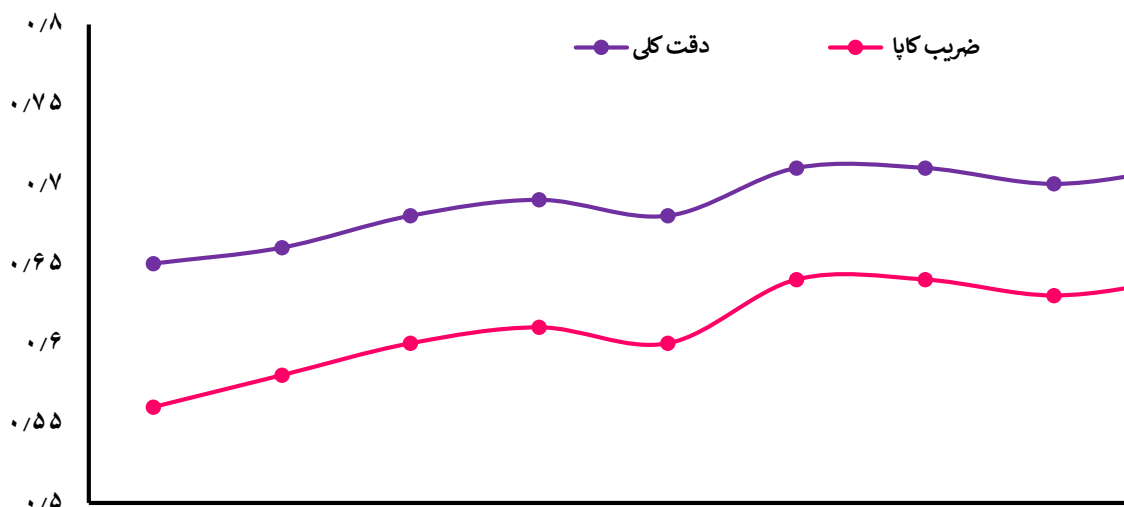
آزمایشی،  $\sum x_{ii}$  مجموع درایه‌های قطر اصلی ماتریس  $x_{i+}$ ، مجموع سطر  $i$  ام در ماتریس خطا و  $x_{+i}$  مجموع ستون  $i$  ام در ماتریس خطا می‌باشد. دامنه کاپا بین -۱ و +۱ متغیر می‌باشد که عدد یک نشان‌دهنده همسویی صددرصد نقشه طبقه‌بندی شده با واقعیت زمینی است (لوسیر و همکاران، ۲۰۰۶)

برای ارزیابی جامع و معتبر دقت طبقه‌بندی‌ها، این دو معیار به‌عنوان شاخص‌های استاندارد پذیرفته شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند (لی و لیو، ۲۰۲۰؛ روزنکوویست و همکاران، ۲۰۲۱).

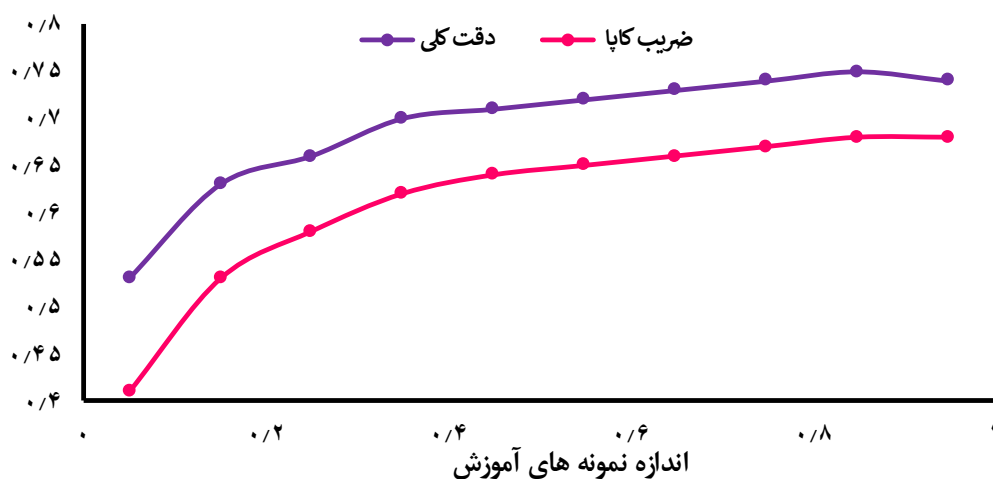
## نتایج و بحث

نقشه کاربری اراضی به شیوه ترکیب تصاویر لندست و پروداکت کاربری اراضی سنجنده مادیس انجام شد. سپس به‌منظور افزایش دقت محاسبات از شاخص‌های طیفی NDVI و NDWI نیز در کنار تصاویر ماهواره‌ای استفاده شد. پس از فراخوانی و اعمال طبقه‌بندی در محیط گوگل ارث انجین با استفاده از روش جنگل تصادفی، نقشه کاربری اراضی سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ در حوضه تهیه شد. همچنین تحلیل‌های نهایی تصاویر طبقه‌بندی شده گوگل ارث انجین با استفاده از نرم افزار ARCGIS و ENVI انجام گرفت.

ابتدا تأثیر اندازه نمونه آموزشی بر دقت طبقه‌بندی براساس طبقه‌بندی جنگل تصادفی بررسی گردید. از شاخص‌های آماری دقت کلی و ضریب کاپا برای بررسی



شکل (۲): اثر افزایش اندازه نمونه آموزشی بر دقت طبقه‌بندی (مربوط به سال ۱۳۷۹)



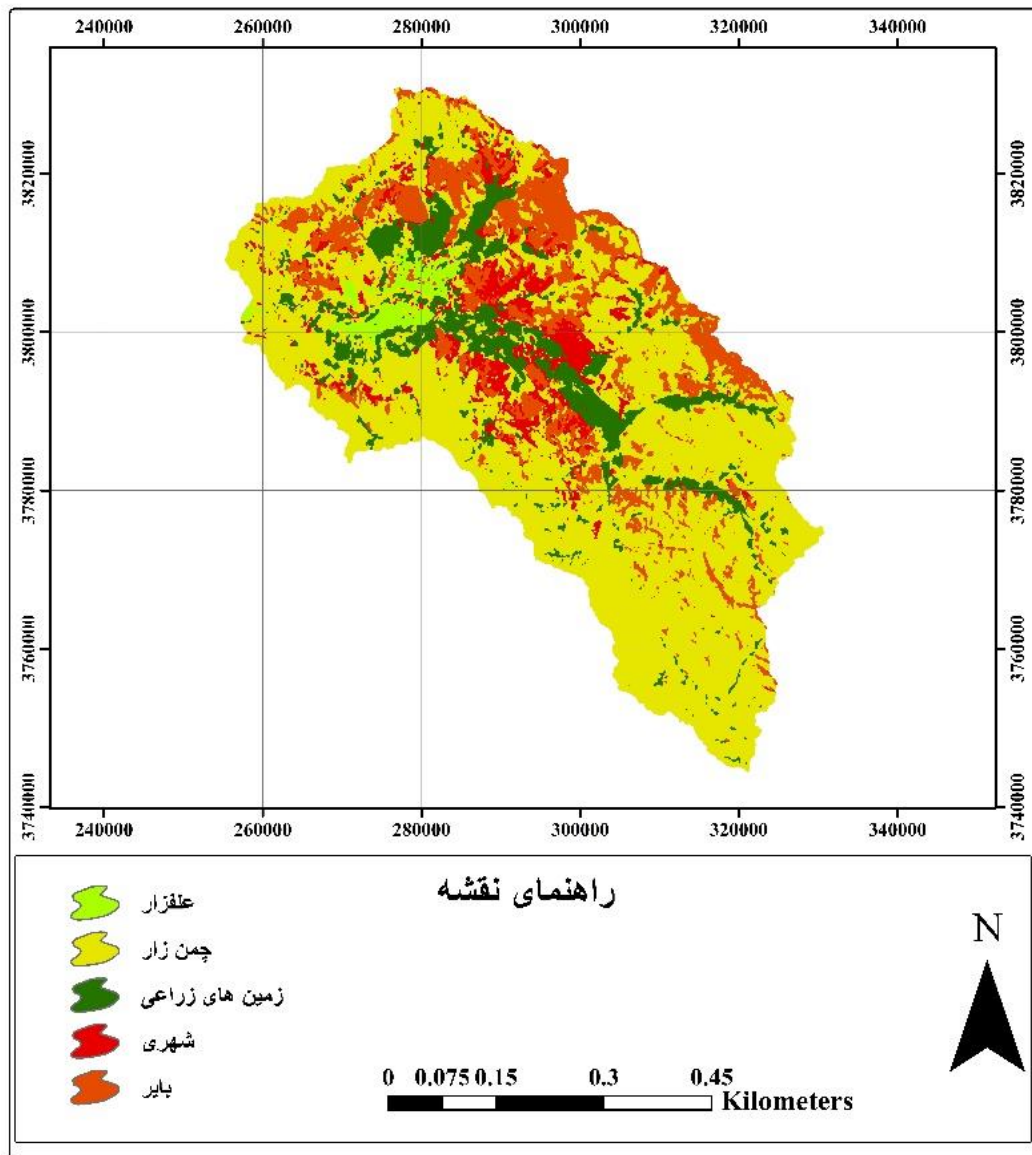
شکل (۳): اثر افزایش اندازه نمونه آموزشی بر دقت طبقه‌بندی (مربوط به سال ۱۳۹۹)

جدول (۱) ارزیابی دقت طبقه‌بندی الگوریتم جنگل تصادفی

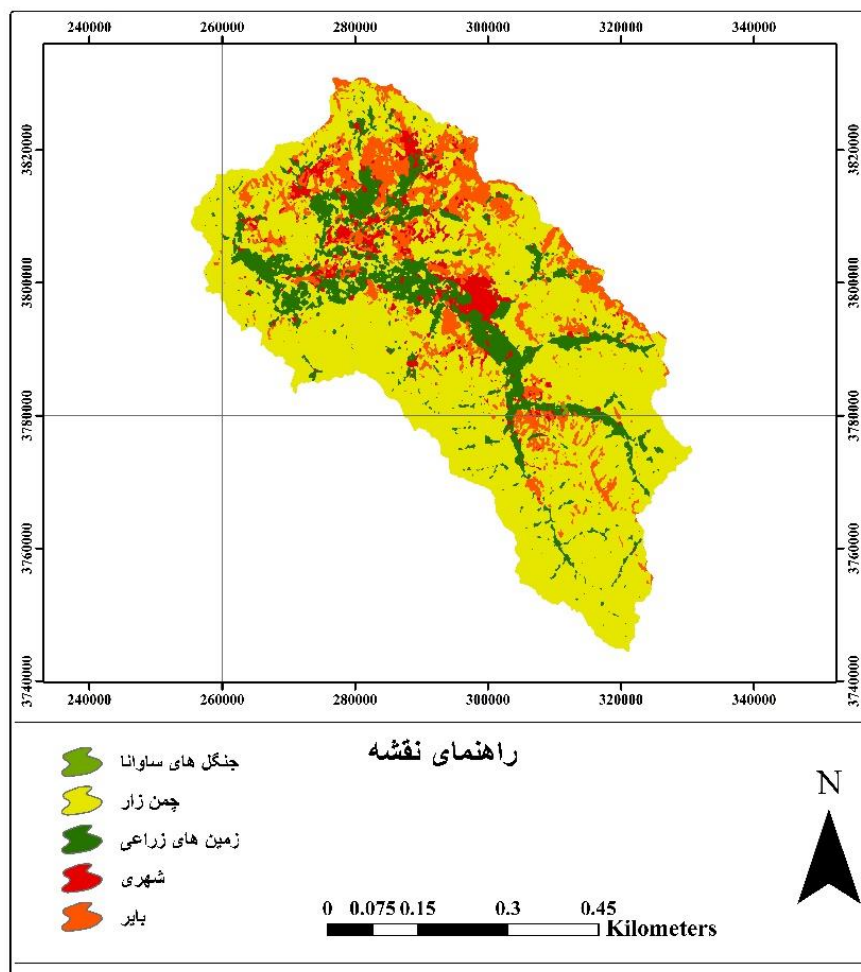
سال	ضریب کاپا	دقت کلی (%)
۱۳۷۹	۰/۶۶	۷۳
۱۳۹۹	۰/۶۸	۷۵

مورد مطالعه طی دوره مطالعاتی دچار تغییرات شده است. در این شکل می‌توان مشاهده کرد که در انتهای حوضه و در شمال غربی منطقه مورد مطالعه در سال ۱۳۷۹ مراتع و چمن‌زارها به اراضی کشاورزی در سال ۱۳۹۹ تبدیل شده‌اند.

در شکل ۴ و ۵ نقشه کاربری اراضی سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ ارائه شده است. با انجام طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، کاربری اراضی حوضه آبریز آب ملایر به پنج کلاس در سال ۱۳۷۹ شامل علفزار، زمین زراعی، چمن‌زار شهری و در سال ۱۳۹۹ شامل جنگل، زمین زراعی، چمن‌زار، شهری و بایر می‌باشد. کاربری اراضی منطقه



شکل (۴): نقشه کاربری اراضی در حوضه ۱۳۷۹



شکل (۵): نقشه کاربری اراضی در حوضه ۱۳۹۹

است بیشترین تغییرات مربوط به کاربری چمن‌زار است. همچنین در شکل ۶ درصد مساحت کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه مربوط به سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ ارائه شده است.

نتایج این تحقیق نشان‌دهنده کاهش مساحت شهری و تغییرات در کاربری‌های دیگر، نظیر افزایش مساحت چمن‌زارها و کاهش اراضی کشاورزی دیم، می‌باشد. این تغییرات ممکن است به دلایل متعددی از جمله سیاست‌های محلی مدیریت زمین، تغییرات اقتصادی و اجتماعی، و تغییرات آب و هوایی و اقلیمی مرتبط باشد. مطالعات قبلی نیز تأکید می‌کنند که تغییرات کاربری اراضی تحت تأثیر عوامل متنوعی قرار دارد. به‌طور خاص، سعدی و عوافی اکمل (۱۳۹۷) در تحقیق خود به بررسی عوامل مؤثر بر تغییر کاربری اراضی کشاورزی در

در جدول ۲ ماتریس سهولت تغییرات کاربری اراضی ارائه شده است. به‌عنوان نمونه بیشترین تغییر کاربری اراضی علفزار مربوط به چمن‌زار به‌میزان ۳۷/۱ درصد و کم‌ترین آن به‌میزان صفر درصد مربوط به جنگل می‌باشد. بیشترین تغییر کاربری اراضی چمن‌زار مربوط به زمین زراعی به‌میزان ۶ درصد و کم‌ترین آن به‌میزان ۰/۰۱ درصد مربوط به جنگل‌های ساوانا می‌باشد. همچنین بیشترین تغییر کاربری اراضی زمین زراعی مربوط به چمن‌زار به‌میزان ۱۱/۴ درصد و کم‌ترین آن به‌میزان ۰/۲ درصد مربوط به جنگل‌های ساوانا اختصاص دارد. برای کاربری‌های شهری و بایر نیز بیشترین تغییرات مربوط به چمن‌زار که به‌ترتیب به‌میزان ۶۰/۲ و ۳۷/۹ درصد و کم‌ترین آن به‌ترتیب به‌میزان ۰/۲ و ۰/۴ درصد مربوط به جنگل‌های ساوانا است. همانطور که از جدول مشخص

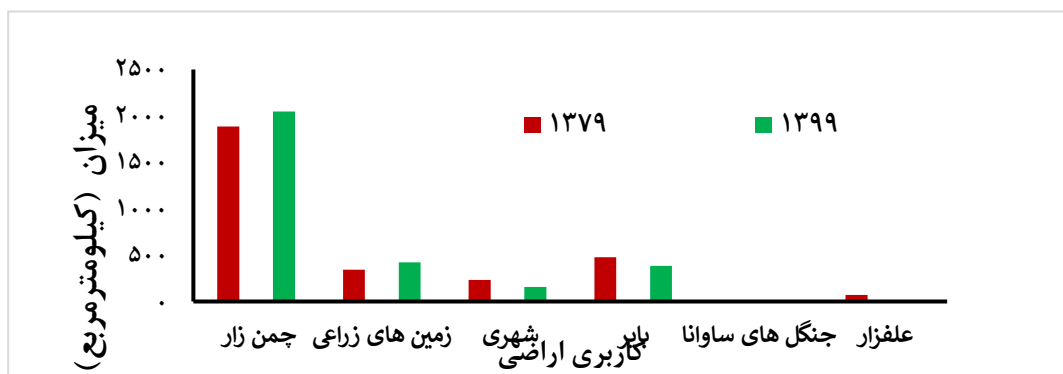
تولید نقشه‌های کاربری اراضی دقیق است. همچنین، تحقیق محمدی و خدابنده‌لو (۱۳۹۹) بر موفقیت سامانه گوگل ارث انجین در آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی تأکید کرده است، که این نتایج با یافته‌های این مطالعه نیز هم‌راستا است. سایر تحقیقات، نظیر مطالعه سلطانی و محمدنژاد (۱۴۰۰) و سعدیان و شفیع‌زاده مقدم (۱۴۰۰)، نیز تأیید کرده‌اند که سامانه گوگل ارث انجین قادر به ارائه نتایج دقیق و مفیدی در تحلیل تغییرات کاربری اراضی است. به‌ویژه، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست و تکنیک‌های یادگیری ماشین در پلتفرم گوگل ارث انجین، به‌طور قابل توجهی دقت و کیفیت نتایج تحلیل‌های تغییر کاربری اراضی را افزایش داده است. به این ترتیب، نتایج این مطالعه به‌خوبی با یافته‌های محققین دیگر هم‌خوانی دارد و نشان‌دهنده کارایی و دقت بالای الگوریتم مورد استفاده در ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در منطقه است.

شهرستان همدان پرداختند و نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که سیاست‌های محلی و نیازهای اقتصادی به طور قابل توجهی بر تغییرات کاربری تأثیر گذاشته است. همچنین، تحقیق نیکخو و همکاران (۱۳۹۴) در مورد تغییرات کاربری اراضی در شهر ملایر در بازه زمانی ۲۸ ساله، تأثیرات سیاست‌های محلی و نیازهای اقتصادی را بر روندهای تغییر کاربری تأیید کرده است.

نتایج نشان داد الگوریتم جنگل تصادفی در این مطالعه برای تحلیل تغییرات کاربری اراضی منطقه موفقیت‌آمیز بوده است و نتایج به‌دست‌آمده با نتایج تحقیق‌های قبلی هم‌خوانی دارد. به‌ویژه، مطالعه زی و همکاران (۲۰۱۹) نشان داد که استفاده از داده‌های سری زمانی لندست و تکنیک‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه الگوریتم جنگل تصادفی، قادر به ارائه نقشه‌های دقیق کاربری اراضی می‌باشد. این نتایج نشان‌دهنده دقت بالای الگوریتم جنگل تصادفی در پردازش داده‌های لندست و

جدول (۲): ماتریس تغییر کاربری اراضی (بر حسب درصد) سال ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹

کاربری مقصد کاربری مبدأ	جنگل ساوانا	چمن زار	زمین زراعی	شهری	بایر
علفزار	۰	۳۷/۱	۹/۵	۲۸/۹	۲۴/۴
چمن زار	۰/۰۱	۸۸	۶	۱/۳	۴/۷
زمین های زراعی	۰/۲	۱۱/۴	۸۲/۸	۴/۸	۰/۸
شهری	۰/۲	۶۰/۲	۶/۱	۲۵	۸/۵
بایر	۰/۴	۳۷/۹	۰/۳	۷/۵	۵۳/۸



شکل (۶): مساحت تغییرات کاربری‌های اراضی مربوط به سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹



## نتیجه گیری

کاهش یافته بوده است. نتایج نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی نتایج قابل قبولی را برای طبقه‌بندی کاربری اراضی داشته است. نتایج حاکی از کارایی و قابلیت مناسب سامانه گوگل ارث انجین در پردازش تصاویر ماهواره‌ای است. همچنین طبقه‌بندی کاربری اراضی در این سامانه، سریع و دقیق انجام می‌شود. این نتایج نیز برای نقشه برداری پوشش زمین در سطح منطقه‌ای و جهانی اهمیت زیادی دارد. نتایج این مطالعه با مطالعه زی و همکاران (۲۰۱۹) و محمدی و خدابنده‌لو (۱۳۹۹) همخوانی دارد.

در این مطالعه به بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبریز آب ملایر در بازه زمانی بیست ساله پرداخته شد. برای این امر با استفاده از تصاویر لندست و پروداکت کاربری اراضی مودیس تصویر طبقه‌بندی حوضه با الگوریتم جنگل تصادفی برای سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۹۹ تهیه شد. نتایج نشان داد که در طی سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۹ تغییرات کاربری‌های چمن‌زار و زمین‌های زراعی افزایش یافته و کاربری‌های شهری و بایر دارای روند

## منابع

- سعدی، ح. و عوافی اکمل، ف. ۱۳۹۷. عوامل مؤثر بر تغییر کاربری اراضی کشاورزی در روستاهای شهرستان همدان. اقتصاد فضا و توسعه روستایی، ۷ (۲): ۲۱۱-۲۲۶.
- سعدیان، ع. ح.، شفیع زاده مقدم. ۱۳۹۹. بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبریز کرخه در سال‌های ۱۹۹۰ و ۲۰۲۰ با استفاده از پلتفرم گوگل ارث انجین و تصاویر ماهواره‌ای لندست. تحقیقات آب و خاک/ایران ۵۲ (۱۰): ۲۵۶۹-۲۵۸۰.
- سلطانی، ن. و، محمدنژاد. ۱۴۰۰. کارایی سامانه گوگل ارث انجین (GEE) در ارزیابی تغییرات کاربری اراضی و پیش‌بینی آن با مدل مارکوف (مطالعه موردی دشت ارومیه). سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۱۲ (۳): ۱۰۱-۱۱۴.
- عالی نژاد م. ح.، س.، جهانبخش اصل. ۱۴۰۰. شبیه‌سازی رواناب ناشی از ذوب برف حوضه گاماسیاب با مدل SRM. تحلیل فضایی مخاطرات محیطی. ۸ (۱): ۳۶-۲۱.
- محمدی، پ. ک.، ابراهیمی و ج.، بذرافشان. ۱۴۰۲. بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز گرگانرود با استفاده از پلتفرم گوگل ارث انجین. مجله علوم و مهندسی آبخیزداری/ایران، ۱۷ (۶۰): ۱۱-۱۹.
- محمدی، ع. ب.، خدابنده‌لو. ۱۳۹۹. آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی شهر زنجان با استفاده از تحلیل‌های شی‌گرا و سامانه گوگل ارث انجین. جغرافیا و برنامه ریزی محیطی ۳۱ (۲): ۲۵-۴۲.
- نیکخو، ع.، ایلدرمی، ح. و نوری، ع. ۱۳۹۴. تحولات کاربری اراضی شهر ملایر با بهره‌گیری از سنجش از دور محورهای موضوعی: آمایش محیط. دانشگاه ملایر.
- یوسفی، ح. ح.، ترابی پوده، ع.، حقی زاده، آ.، صمدی و یاراحمدی، ی. ۱۴۰۰. پایش تغییرات دریاچه زریبار کردستان با استفاده از شاخص‌های طیفی تفاضل نرمال و تصاویر لندست در سامانه Google Earth Engine هیدروژئولوژی، ۶ (۲): ۳۰-۴۱.

Arpitha., M, Ahmed., S.M and N., Harishnaika. 2023. Land use and land cover classification using machine learning algorithms in google earth engine. Earth Science Informatics, 16(4), 3057-3073.

Belgiu, M., and L. Drăguț. 2016. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 114, 24-31.

Carrasco, L., A.W., R.D. O'NeilMorton., and C.S. Rowland. 2019. Evaluating combinations of temporally aggregated Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 for land cover mapping with Google Earth Engine. Remote Sensing, 11(3), 288.



Dubertret, F., F., Le Tourneau, M. L., Villarreal and L.M., Norman. 2022. Monitoring Annual Land Use/Land Cover Change in the Tucson Metropolitan Area with Google Earth Engine (1986–2020). *Remote Sensing*, 14(9), 2127.

Friedl, M. A., Sulla-Menashe, D., Tan, B., Schneider, A., Ramankutty, N., Sibley, A., and Huang, X. 2010. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 168-182.

Fritz, S., L. See., and F. Rembold. 2010. Comparison of global and regional land cover maps with statistical information for the agricultural domain in Africa. *International Journal of Remote Sensing*, 31(9), 2237-2256

Gao, B. C. 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3), 257-266.

Gibson, P. J. and C.H., Power. 2000. *Introductory remote sensing: Digital image processing and applications*. (No Title).

Huang, H., Y. Chen., N. Clinton., NJ. Wang., X. Wang., X., C. Liu., and Z. Zhu. 2017. Mapping major land cover dynamics in Beijing using all Landsat images in Google Earth Engine. *Remote sensing of environment*, 202, 166-176.

Kolli, M. K., C., Opp. D., Karthe and M., Groll. 2020. Mapping of major land-use changes in the Kolleru Lake freshwater ecosystem by using landsat satellite images in google earth engine. *Water*, 12(9), 2493.

Kuhn, M., and Johnson, K. 2013. *Applied predictive modeling* (Vol. 26, p. 13). New York: Springer.

Lam, N. S. N. (2008). Methodologies for mapping land cover/land use and its change. In *Advances in land remote sensing: System, Modeling, Inversion and Application* (pp. 341-367). Dordrecht: Springer Netherlands.

Liu, C., W. Li., G., Zhu, H., Zhou, H., Yan and P., Xue. 2020. Land use/land cover changes and their driving factors in the Northeastern Tibetan Plateau based on Geographical Detectors and Google Earth Engine: A case study in Gannan Prefecture. *Remote Sensing*, 12(19), 3139.

Liu, C., W., Li, G., Zhu, H., Zhou, H., Yan, and P., Xue. 2020. Land use/land cover changes and their driving factors in the Northeastern Tibetan Plateau based on Geographical Detectors and Google Earth Engine: A case study in Gannan Prefecture. *Remote Sensing*, 12(19), 3139.

Loukika, K. N., V.R., Keesara, and V., Sridhar. 2021. Analysis of land use and land cover using machine learning algorithms on google earth engine for Munneru River Basin, India. *Sustainability*, 13(24), 13758.

Luscier, J.; W. Thompson., J. Wilson., B. Gorham and L. Dragut. 2006. Using digital photographs and object-based image analysis to estimate percent ground cover in vegetation plots. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 4(8), 408-413.

Quintero-Gallego, M.E., M. Quintero-Angel and J.J. Vila-Ortega. 2018. Exploring land use/land cover change and drivers in Andean mountains in Colombia: A case in rural Quindio. *Sci. Total Environ.* 2018, 634, 1288–1299.

Rouse, J. W., R.H., Haas, J.A., Schell and D.W., Deering. 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Spec. Publ*, 351(1), 309.

Roy, D. P., Wulder, M. A., Loveland, T. R., Woodcock, C. E., Allen, R. G., Anderson, M. C., and Kennedy, R. E. 2014. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, 154-172.

Salvatore, M., Casadio, S., Corradini, S., Cattaneo, C., Pisani, D., and Piscitelli, M. 2014. Monitoring land cover dynamics and degradation over the Mediterranean region using MODIS NDVI time series. *Journal of Environmental Management*, 142, 32-44.



Sidhu, N., E. Pebesma., and G. Câmara. 2018. Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 486-500.

Sidhu, N., E., Pebesma and G. Câmara. 2018. Using Google Earth Engine to detect land cover change: Singapore as a use case. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), 486-500.

Tamiminia, H., B. Salehi., M. Mahdianpar.i, L. Quackenbush., S. Adeli, and B. Brisco. 2020. Google Earth Engine for geo-big data applications: A meta-analysis and systematic review. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 164, 152-170.

Thenkabail, M. Schull, and H. Turrall, "Ganges and Indus River basin land use/land cover (LULC) and irrigated area mapping using continuous streams of MODIS data," *Remote Sens Environ.* 95, 317-341 (2004).

Thenkabail, P. S., P.G. Teluguntla., J.Xiong., A. Oliphant., R.G. Congalton., M. Ozdogan., D.Foley. 2021. Global cropland-extent product at 30-m resolution (GCEP30) derived from Landsat satellite time-series data for the year 2015 using multiple machine-learning algorithms on Google Earth Engine cloud (No. 1868). US Geological Survey.

U.S. Geological Survey (USGS). (2019). Landsat Surface Reflectance-Derived Spectral Indices. *Remote Sensing of Environment*, 160, 12-23.

Viera, A. J., and Garrett, J. M. 2005. Understanding interobserver agreement: The kappa statistic. *Family Medicine*, 37(5), 360-363.

Wang, L., and Liu, J. 2023. Land use and land cover change detection using remote sensing data and machine learning methods: A review. *Remote Sensing*, 15(5), 1240. [Link to article](#)

Xie, S., L. Liu., X. Zhang., J. Yang., X. Chen, and Y. Gao. 2019. Automatic land-cover mapping using landsat time-series data based on google earth engine. *Remote sensing*, 11(24), 3023.

Zhang, X., Zhang, Y., and Liu, Y. 2022. Advances in Land Use/Cover Change Detection with Remote Sensing Techniques: A Comprehensive Review. *Sensors*, 22(16), 6057. [Link to article](#)

Zhang., J, and L., Jia. 2014. A comparison of pixel-based and object-based land cover classification methods in an arid/semi-arid environment of northwestern China. In 2014 Third International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA) (pp. 403-407). IEEE.