

Application of Google Earth Engine Platform and Random Forest Algorithm in Investigating the Trend of Land Use Changes (Case Study: Part of the Abyek Region, Qazvin Province)

ABSTRACT

Transformations induced by land use and cover change, particularly in arid and semi-arid ecosystems, are among the most fundamental concerns in sustainable development and ecological conservation. Such alterations have direct implications for the resilience of natural resources and food security. This study aimed to trace land use changes over a 40-year period (1985–2025) in approximately 60,000 hectares of Abyek Region, Qazvin Province. For this purpose, Landsat satellite images were processed in the Google Earth Engine environment and classified using the Random Forest algorithm. In order to enhance the accuracy of the results, in addition to spectral bands, a set of complementary variables including spectral indices (NDVI, EVI, MNDWI, SAVI), topographic variables, and the Global Human Settlement Layer (GHSL) were incorporated into the modeling. The land use classes examined in this study included residential-industrial lands, irrigated agriculture, rainfed agriculture, orchards, rangelands, saline rangelands, highly saline rangelands, and wetlands. The accuracy assessment of the results indicated an overall accuracy ranging from 0.91 to 0.95 and a Kappa coefficient in the range of 0.88 to 0.93. The results of the study demonstrate that the use of high-spatial-resolution satellite data and the Random Forest algorithm can be introduced as an efficient method for preparing land use maps. The findings of this study emphasize the necessity of developing land use management programs with an approach based on the ecological capacity of the region, in such a way that regional development is directed toward the conservation of natural resources and the achievement of environmental sustainability.

Keywords: *Land Use Classification, Landsat, Machine Learning, Remote Sensing, Spectral Indices*

نشریه

و

مجله

محیط زیست

کاربرد سامانه گوگل ارث انجین و الگوریتم جنگل تصادفی در بررسی روند تغییرات کاربری اراضی (مطالعه موردی: بخشی از منطقه آبیگ استان قزوین)

چکیده

تحوالات ناشی از تغییر کاربری و پوشش اراضی، به ویژه در اکوسیستم‌های خشک و نیمه‌خشک، از جمله مهم‌ترین مسائل اساسی در حوزه توسعه پایدار و حفاظت از محیط‌زیست به شمار می‌آید. این تحولات تأثیر مستقیمی بر پایداری منابع زیست‌محیطی و امنیت غذایی دارد. پژوهش حاضر با هدف ترسیم سیر تغییر کاربری اراضی طی یک دوره چهارده ساله (۱۳۶۴ تا ۱۴۰۴) در محدوده‌ای به مساحت تقریبی ۶۰ هزار هکتار در بخشی از شهرستان آبیگ واقع در استان قزوین صورت گرفته است. بدین منظور، تصاویر ماهواره‌ای لندست در گوگل ارث انجین پردازش و با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی طبقه‌بندی شدند. به منظور ارتقای دقت نتایج، علاوه بر باندهای طیفی، مجموعه‌ای از متغیرهای مکمل شامل شاخص‌های طیفی (NDVI, EVI, MNDWI, SAVI)، متغیرهای توپوگرافی و لایه مناطق انسان‌ساخت جهانی (GHSL) در مدل‌سازی لحاظ گردید. کلاس‌های کاربری مورد مطالعه در این پژوهش شامل اراضی مسکونی-صنعتی، کشاورزی آبی، کشاورزی دیم، باغات، مراتع، مراتع بسیار شور و تالاب بوده‌اند. ارزیابی دقت نتایج، دقت کلی طبقه‌بندی را در بازه ۰/۹۱ تا ۰/۹۵ و ضریب کاپا را در محدوده ۰/۸۸ تا ۰/۹۳ نشان داد. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و الگوریتم جنگل تصادفی می‌تواند به عنوان یک روش کارآمد برای تهیه نقشه‌های کاربری اراضی معرفی شود. یافته‌های این مطالعه بر ضرورت تدوین برنامه‌های مدیریت کاربری اراضی با رویکرد مبتنی بر ظرفیت اکولوژیکی منطقه تأکید دارد، به گونه‌ای که توسعه منطقه‌ای در مسیر حفاظت از منابع طبیعی و دستیابی به پایداری زیست‌محیطی هدایت شود.

واژه‌های کلیدی: سنجش از دور، شاخص‌های طیفی، طبقه‌بندی کاربری اراضی، لندست، یادگیری ماشین

نقشه

تحولات ناشی از تغییر کاربری و پوشش اراضی از جمله مهم‌ترین معیارهایی هستند که بیانگر دگرگونی‌های محیط‌زیستی و اجتماعی-اقتصادی بوده و پیامدهای گسترده‌ای بر ساختار تنوع زیستی، الگوهای اقلیمی، وضعیت منابع آبی و امنیت غذایی دارند (Manikandababu et al., 2025). ریشه اساسی این تحولات را می‌توان در سه عامل کلیدی جستجو کرد: توسعه شتابان مناطق شهری، گسترش کشاورزی و کاهش پوشش‌های طبیعی. این عوامل به‌عنوان تهدیدهای بنیادین برای پایداری محیط‌زیست در مقیاس‌های گوناگون عمل کرده و زنجیره‌ای از پیامدهای نامطلوب همچون کاهش توان خدمت‌رسانی اکوسیستم‌ها، افزایش انتشار گازهای گلخانه‌ای و برهم خوردن تعادل چرخه‌های هیدرولوژیکی را به دنبال دارند (Wang et al., 2020).

بررسی و تحلیل این تحولات در ابعاد گوناگون، افق‌های تازه‌ای را پیش روی پژوهش‌های آتی قرار می‌دهد و امکان شناخت بهتر طیف وسیعی از رویدادهای کلان جهانی همچون خشکسالی، مهاجرت، فرسایش خاک، سیل و تغییرات اقلیمی را فراهم می‌سازد (Khan et al., 2020; Lukas et al., 2023). بر این اساس، ارزیابی مستمر و به روز تحولات کاربری اراضی نقشی تعیین‌کننده در مدیریت بهینه منابع طبیعی و تدوین راهبردهای توسعه‌ای در سطح منطقه‌ای ایفا می‌کند. با این حال، رویکردهای مرسوم در این حوزه به دلیل هزینه زیاد و فرآیندهای زمان‌بر، پاسخگوی نیازهای مطالعاتی عصر حاضر نیستند. از همین رو، بهره‌مندی از تصاویر و داده‌های ماهواره‌ای با پوشش وسیع زمانی-مکانی و تکیه بر زیرساخت‌های پردازشی ابری، امری اجتناب‌ناپذیر و راهگشا در فرآیند پایش تغییرات کاربری اراضی به شمار می‌آید (Wu et al., 2019).

گوگل ارث انجین^۱ که توسط گوگل در سال ۲۰۱۰ رونمایی شد، یکی از برجسته‌ترین پلتفرم‌های مورد استفاده در پژوهش‌های مرتبط با سنجش از دور به شمار می‌رود. این پلتفرم با هدف ذخیره‌سازی، دسترسی و تحلیل حجم عظیمی از داده‌های سنجش از دور و مجموعه داده‌های ژئومکانی طراحی و توسعه یافته است (Zhao et al., 2021; Atesoglu et al., 2025). این سامانه طیف گسترده‌ای از مجموعه داده‌ها را در اختیار کاربران قرار می‌دهد؛ از جمله داده‌های پیش‌پردازش شده، داده‌های خام و محصولات ماهواره‌ای رایگان در مقیاس‌های جهانی، ملی و منطقه‌ای (Brown et al., 2022; Pérez-Cutillas et al., 2023). این پلتفرم دارای آرشیو جامعی از داده‌های ماهواره‌ای چهار دهه اخیر، شامل سنجنده‌های متنوعی از جمله لندست^۲، مادیس^۳، سنتینل^۴ و آلوس^۵ می‌باشد (Gorelick et al., 2017). مجموعه داده‌های مرتبط با جو، محیط‌زیست، منابع طبیعی و توپوگرافی نیز به‌عنوان داده‌های بنیادین برای پژوهش‌ها و کاربردهای چندجانبه در این بستر قابل دسترسی هستند (Pérez-Cutillas et al., 2023). مطالعات متعدد نشان دادند که گوگل ارث انجین در زمینه‌های پژوهشی مختلف، از جمله برنامه‌ریزی شهری، مدیریت آب، بهداشت، جنگل‌داری، کشاورزی و تغییرات کاربری اراضی مورد کاربرد وسیعی پیدا کرده است (Tamiminia et al., 2020; Mohiuddin et al., 2023; Kazemi Garajeh et al., 2024).

از سوی دیگر، گوگل ارث انجین به‌عنوان راهکاری جامع مبتنی بر پردازش ابری، امکان دسترسی یکپارچه به داده‌ها و ابزارهای تحلیلی را فراهم می‌سازد (Li et al., 2020; Naboureh et al., 2020). این بستر، تحلیل داده‌های فراوان ژئومکانی بزرگ‌مقیاس را تسهیل کرده و ارائه سریع نتایج را حتی در مواجهه با مجموعه داده‌های بسیار پیچیده تضمین می‌کند (Amani et al., 2020; Chen et al., 2020).

-
1. Google Earth Engine (GEE)
 2. Landsat
 3. MODIS
 4. Sentinel
 5. ALOS

(al., 2021). همچنین، این سامانه مجموعه گسترده‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین^۱ را در بر می‌گیرد. در زمینه طبقه‌بندی، الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی^۲، ماشین بردار پشتیبان^۳، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون^۴ و سایر روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده قابل بهره‌گیری هستند (Atef et al., 2023; Tesfaye et al., 2024). در کنار موارد گفته شده، الگوریتم‌های خوشه‌بندی مختلفی نیز مثل K-میانگین^۵، کابو و خوشه‌بندی غیرتکراری ساده^۶ در این بستر پشتیبانی می‌شوند (Gorelick et al., 2017; Yan et al., 2021; Pérez-Cutillas et al., 2023).

در پژوهش‌های مربوط به کاربری اراضی، تحلیل و پایش برای درک رشد شهری، تغییرات کشاورزی، جنگل‌زدایی و دگرگونی اقلیمی حیاتی است. دستیابی به داده‌های دقیق و به‌روز از وضعیت کاربری اراضی، پشتوانه‌ای ضروری برای اقدامات حفاظتی در طراحی الگوی توسعه پایدار شهری فراهم می‌آورد. با ترکیب قابلیت‌های سامانه گوگل ارث انجین و روش‌های نوین تحلیل، امکان بررسی فوری مسائل مرتبط با تعاملات انسان و محیط‌زیست مهیا شده است. نوآوری اصلی پژوهش حاضر در کاربست هدفمند ترکیبی از متغیرهای کمکی در یک بستر مکانی-زمانی خاص نهفته است. منطقه آبیک به عنوان بخشی از دشت قزوین، علیرغم اهمیت راهبردی در تولید کشاورزی و وجود منابع حساس محیط‌زیستی مانند تالاب صالحیه و مراتع شور، تاکنون با جزئیات بالا (هشت کلاس کاربری، پنج مقطع زمانی منظم و بازه چهار ساله) و با استفاده از شاخص‌های طیفی متنوع مورد پایش قرار نگرفته است. فشار همزمان توسعه صنعتی و تغییرات اقلیمی، ضرورت این مطالعه را دوچندان می‌کند. در این مطالعه، کلاس‌های مراتع شور و بسیار شور با بهره‌گیری از ترکیب شاخص‌های طیفی از یکدیگر تفکیک می‌شود. از سوی دیگر، بررسی روند تحولات کلاس‌هایی نظیر مراتع بسیار شور و باغات در محدوده‌ای که از حساسیت بالایی از جهت فعالیت‌های کشاورزی و منابع آب برخوردار است، وجه تمایز دیگری را نسبت به مطالعات مشابه انجام‌شده ایجاد کرده است. افزون بر این، در حالی که اغلب مطالعات پیشین از لایه مناطق انسان‌ساخت جهانی (GHSL) صرفاً برای نمونه‌برداری استفاده کرده‌اند، در پژوهش حاضر این لایه مستقیماً به عنوان یک باند کمکی در کنار باندهای طیفی وارد مدل جنگل تصادفی شده است. داده مناطق انسان‌ساخت جهانی (GHSL: Global Built-up Surface 1975–2030, P2023A) برای طبقه‌بندی کاربری اراضی است. داده GHSL که توسط مرکز پژوهش‌های مشترک کمیسیون اروپا تولید شده، الگوی توزیع فضایی مناطق انسان‌ساخت در سطح جهانی را با قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰ متر و در بازه زمانی ۱۹۷۵ تا ۲۰۳۰ ارائه می‌دهد و از طریق پلتفرم گوگل ارث انجین و پایگاه اینترنتی این مرکز به‌صورت رایگان قابل دسترسی است (Pesaresi et al., 2024).

با توجه به موارد فوق، پژوهش حاضر با هدف بررسی روند تغییرات کاربری اراضی طی چهار دهه اخیر در محدوده شهرستان آبیک واقع در استان قزوین، با بهره‌گیری از پلتفرم گوگل ارث انجین و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی طراحی و اجرا شده است. انتظار می‌رود یافته‌های این مطالعه، چارچوبی کاربردی برای مدیریت پایدار منابع طبیعی و تدوین راهبردهای توسعه منطقه‌ای فراهم آورد.

1. Machine Learning
2. Random Forest (RF)
3. Support Vector Machine (SVM)
4. Classification and Regression Tree (CART)
5. K-Means
6. Cobweb
7. Simple Non-Iterative Clustering (SNIC)
8. Joint Research Centre (JRC) of the European Commission

بیشینه پژوهش

بررسی مطالعات اخیر نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌رود تغییرات کاربری اراضی از توانمندی قابل توجهی برخوردار بوده و نتایج دقیقی ارائه می‌دهند (Mollick et al., 2023). پلتفرم پردازش ابری گوگل ارث انجین نیز به‌منزله راهکاری مؤثر با داشتن قدرت محاسبات بالا و مدیریت سریع داده‌ها مورد توجه قرار گرفته و امکان پردازش و تحلیل حجم انبوهی از داده‌های بلندمدت را به وسیله مدل‌های یادگیری ماشین فراهم ساخته است (Liu et al., 2020). به عنوان مثال Aminzadeh et al., (2024) در مطالعه‌ای به ارزیابی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین از جمله ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی، در تجزیه و تحلیل تغییرات کاربری اراضی در شمال شرقی ایران پرداختند. این تحلیلات از سال ۱۹۹۴ تا ۲۰۲۱ با استفاده از گوگل ارث انجین صورت گرفت. نتایج نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد برتر را داشت. در پژوهش دیگری، (Aldiansyah & Saputra (2023) طبقه‌بندی کاربری اراضی منطقه‌ای در شمال تایوان را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و سنتینل ۲ تهیه کرده و عملکرد دقت سه الگوریتم جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری را مورد بررسی قرار دادند. یافته‌ها حاکی از آن است که ماهواره سنتینل ۲ از نظر دقت کلی و ضریب کاپا عملکرد بهتری نسبت به لندست ۸ داشت. همچنین، الگوریتم جنگل تصادفی در هر دو نوع تصویر ماهواره‌ای، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر از خود نشان داد. به‌منظور تولید نقشه‌ای به‌روز و دقیق از کاربری اراضی ایران، (Ghorbanian et al., (2020 نیز با بهره‌گیری از محیط ابری گوگل ارث انجین به‌عنوان بستری مناسب برای پردازش داده‌های حجیم، استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی و تصاویر سنتینل ۲، نسخه‌ای بهبودیافته از نقشه کاربری اراضی ایران با ۱۳ کلاس و وضوح مکانی ۱۰ متر تهیه نمودند. در مطالعه دیگری، (Zurqani et al., (2018 با بهره‌گیری از طبقه‌بندی نظارت شده، الگوریتم جنگل تصادفی و داده‌های لندست در محیط گوگل ارث انجین، تغییرات پوشش و کاربری اراضی در حوضه رودخانه ساوانا طی بازه زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۵ را برای ۱۳ کلاس مورد بررسی قرار داده و جنگل‌زدایی، گسترش مناطق شهری و جنگل‌کاری مجدد را شناسایی نمودند.

علاوه بر این، افزودن داده‌های کمکی همچون شاخص‌های گیاهی و داده‌های توپوگرافی می‌تواند به ارتقای کیفیت و دقت نتایج نهایی کمک شایانی نماید (Moghadam-Shafizadeh et al., 2022). در همین راستا، (Ahmadi Nadoushan & Lotfi (2024 در حوزه آبریز زاینده‌رود با استفاده از شاخص NDVI و تصاویر ماهواره‌ای لندست در بستر گوگل ارث انجین، به بررسی تغییرات کاربری اراضی پرداختند. نتایج نشان داد که وسعت اراضی کشاورزی در سال ۱۴۰۲ شاهد کاهش ۵۵ درصدی در قیاس با اوایل دهه ۱۳۶۰ بوده است که این روند با کمبود منابع آب منطقه همبستگی داشت. همچنین (Holtgrave et al., (2020 نیز در پژوهش خود، با بهره‌گیری هم‌زمان از شاخص NDVI و شاخص NDWI که از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲ استخراج شده بودند و همچنین ادغام آن‌ها با داده‌های راداری ماهواره سنتینل ۱، اراضی کشاورزی واقع در شمال غربی آلمان شناسایی و تفکیک کردند. یافته‌های حاصل از این تحقیق مؤید آن بود که افزودن داده‌های مکمل و راداری به فرآیند پردازش، تأثیر چشمگیری بر افزایش دقت نتایج نهایی ایفا می‌کند.

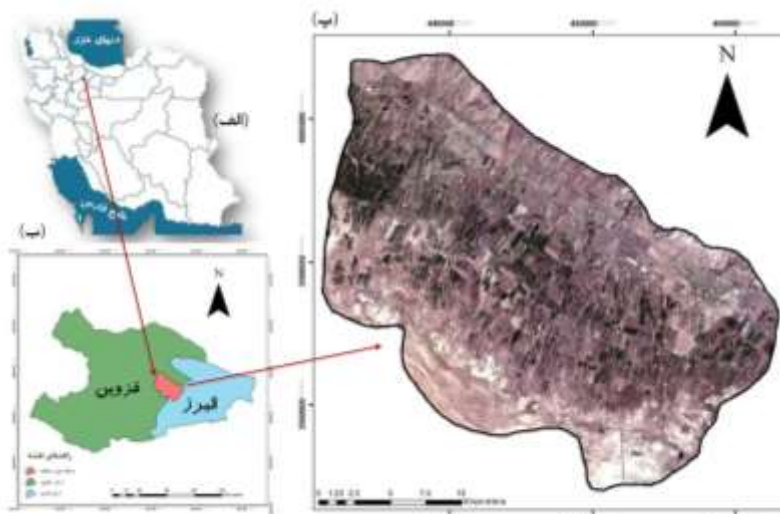
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در حدود ۶۰ هزار هکتار بوده و در بین عرض‌های جغرافیایی ۳۵ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۱۰ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۳۵ دقیقه شرقی، در قسمتی از شهرستان آبیک، بین دو استان البرز و قزوین قرار

دارد (شکل ۱). این منطقه بخشی از دشت قزوین بوده که یکی از مناطق مهم برای تولید کشاورزی در کشور می‌باشد و شامل کشت‌های متنوعی از جمله کشت آبی، دیم، مراتع و باغات است. کشاورزی آبی عمدتاً به صورت گندم، جو، ذرت، یونجه و باغات هلو، انگور، سیب و زیتون است که بیشتر در بخش میانی منطقه متمرکز می‌باشد. مراتع غیرشور و کشاورزی دیم در قسمت‌های شمالی و مراتع شور و تالاب در قسمت‌های جنوبی مشاهده می‌شود (Mousavi et al., 2022؛ رحمانی و همکاران، ۱۴۰۱).

توپوگرافی این ناحیه از قسمت‌های شمالی با ارتفاع ۱۷۵۲ متر آغاز شده و در قسمت‌های جنوبی به ارتفاع حدودی ۱۱۴۱ متر می‌رسد. با اینکه توپوگرافی این منطقه تغییرات زیادی را نشان می‌دهد، این منطقه از نظر شیب تقریباً مسطح است. به طوری که شیب در قسمت‌های شمالی (تپه و فلات) به سمت قسمت‌های جنوبی (دشت و اراضی پست) از ۸ درصد به ۵ درصد تغییر می‌کند. این الگو نقش مهمی در زهکشی، تجمع املاح و شکل‌گیری فرآیندهای شورشدگی ایفا می‌کند (رحمانی و همکاران، ۱۴۰۱). با تغییر ارتفاع از شمال به جنوب نیز، کاهش بارندگی از ۳۱۴/۵ به ۲۵۳/۵ و افزایش میانگین دمای سالیانه از ۱۳/۳ تا ۱۵/۵ درجه سانتی‌گراد دیده می‌شود. بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن، منطقه دارای اقلیم خشک تا نیمه‌خشک قرار می‌گیرد. رژیم رطوبتی به صورت ترکیبی از سه رژیم زیریک خشک، اریدیک ضعیف و اکوتیک بوده و رژیم حرارتی خاک ترمیک می‌باشد (Soil Survey Staff, 2022).

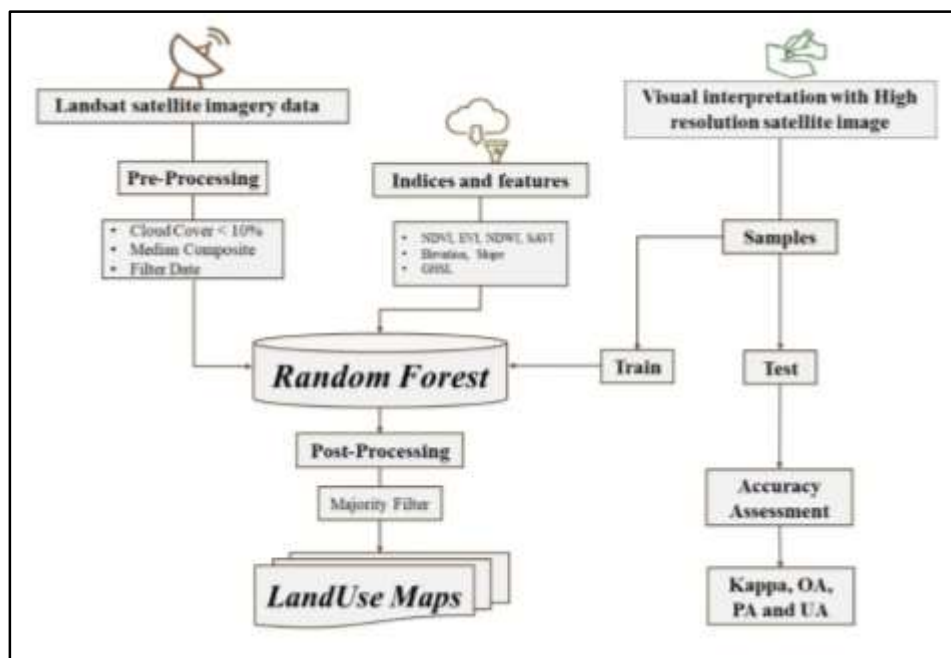


شکل ۱. موقعیت قرارگیری منطقه مورد مطالعه در ایران (الف)، در مرز استان‌های البرز و قزوین (ب) و بر روی تصویر گوگل ارث (پ)

بستر پردازش تصاویر

پردازش و تحلیل داده‌ها به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی در محیط Google Earth Engine به‌عنوان یک پلتفرم محاسبات ابری توانمند انجام شد. در این پژوهش، تغییرات کاربری اراضی در پنج مقطع زمانی مجزا شامل سال‌های ۱۳۶۴، ۱۳۷۴، ۱۳۸۴، ۱۳۹۴ و ۱۴۰۴ (با فاصله ده ساله و پوشش‌دهنده بازه ۴۰ ساله از ۱۳۶۴ تا ۱۴۰۴) مورد بررسی قرار گرفته است. برای ارزیابی این تغییرات، تصاویر ماهواره‌ای لندست (Level-2 Surface Reflectance) متناسب با همین مقاطع زمانی از سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده آمریکا (USGS) دریافت و پردازش شدند. تصحیحات اتمسفری مربوط به این تصاویر با استفاده از الگوریتم LaSRC برای سنجنده‌های Landsat 8-9 و الگوریتم LEDAPS برای سنجنده‌های Landsat 4-5 اعمال گردیده است. علاوه بر این، تصحیحات هندسی نیز بر روی تصاویر انجام شده و داده‌ها به صورت بازتاب سطحی (Surface Reflectance) آماده تحلیل و پردازش می‌باشند. بازه زمانی انتخاب تصاویر از ابتدای اردیبهشت تا پایان تیر هر سال که پوشش گیاهی به حداکثر رشد رویشی رسیده است، بود. علت انتخاب این بازه

زمانی، انطباق با فصل کشت اراضی زراعی و سبزینگی کافی دیگر کلاس‌ها مانند باغات و مراتع است. تصاویر با پوشش ابری کمتر از ۱۰ درصد فیلتر شده و برای کاهش نویزهای زمانی، تصویر میانه از مجموعه تصاویر فیلتر شده تهیه گردید. ساخت تصویر میانه به دلیل نمایش شرایط واقعی سطح زمین صورت می‌گیرد، بدین صورت که مقادیر بازتاب پیکسل‌ها در کل بازه زمانی محاسبه می‌شود. این روش باعث ایجاد تصویری پایدار و یکدست با از بین بردن اثر پدیده‌های گذرا مانند ابرها و سایه می‌شود (Amani et al., 2018).



شکل ۲. مراحل انجام پژوهش

داده‌های کمکی

علاوه بر باندهای طیفی سنجنده لندست، به منظور بهبود تمایز کلاس‌های کاربری اراضی، از شاخص‌های طیفی مختلفی استفاده گردید (جدول ۱). NDVI که یکی از شاخص‌های مهم برای تهیه نقشه‌های کاربری اراضی است، علاوه بر استفاده برای تشخیص بهتر اراضی زراعی و باغی، به منظور جداسازی و پهنه‌بندی مراتع بر مبنای درجه شوری، استفاده شد. انتخاب این شاخص به‌عنوان ابزار پایش شوری، بر اساس ارتباط مستقیم مقادیر آن با سلامت و تراکم پوشش گیاهی صورت گرفته است. پژوهش‌های پیشین مانند Celleri et al., (2019) نشان داده‌اند که تنش شوری در خاک‌های شور، باعث کاهش میزان کلروفیل و کاهش فعالیت فتوسنتزی می‌گردد. این تغییرات با کاهش قابل‌توجه مقادیر NDVI نمود پیدا می‌کند. در نتیجه، در پژوهش حاضر نیز کلاس‌های مرتع شور و مرتع بسیار شور با استفاده از بازه‌های آستانه‌ای NDVI تفکیک گردید. این شاخص که در بازه -1 تا $+1$ قرار می‌گیرد، در مراتع بسیار شور به سمت مقدار -1 گرایش دارد.

از مجموعه داده استاندارد NASA SRTM Digital Elevation 30m (USGS/SRTMGL1_003) موجود در پلتفرم گوگل ارث انجین با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر استفاده و برای استخراج متغیرهایی نظیر ارتفاع و شیب به‌کار گرفته شد. این لایه‌ها از اهمیت بالایی در تفکیک پدیده‌ها، بر اساس پستی‌وبلندی برخوردار است و سبب بهبود کیفیت نقشه‌های خروجی می‌شود. با هدف در نظر گرفتن اثر توسعه مناطق شهری نیز، از داده GHSL: Global Built-up Surface 1975–2030 (P2023A) استفاده شد. بدین‌گونه که لایه‌ی مناطق ساخته‌شده مربوط به سال‌های مدنظر استخراج و به‌عنوان شاخصی از اثر توسعه مناطق مسکونی و صنعتی به تصاویر اضافه شدند (Gorelick et al., 2017).

جدول ۱. داده‌های کمکی انتخاب شده برای تهیه نقشه کاربری اراضی

علامت اختصاری	متغیر (واحد)	رابطه	منبع	مرجع
NDVI	شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی (-)	$(NIR - RED)/(NIR + RED)$	تصاویر ماهواره‌ای	(Huang et al., 2021)
SAVI	شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته (-)	$1.5 \times (NIR - RED)/(NIR + RED + 0.5)$	تصاویر ماهواره‌ای	(Huete et al., 1988)
EVI	شاخص پوشش گیاهی تعدیل کننده اثر خاک (-)	$(2.5 \times (NIR - RED))/(NIR + 6 \times RED - 7.5 \times Blue + 1)$	تصاویر ماهواره‌ای	(Huete et al., 2002)
MNDWI	شاخص تفاضل آب نرمال شده بهبود یافته (-)	$(Green - SWIR1)/(Green + SWIR1)$	تصاویر ماهواره‌ای	(Xu, 2006)
Elevation	ارتفاع (متر)	-	مدل رقومی ارتفاع	https://asf.alaska.edu
Slope	شیب (درصد)	-	مدل رقومی ارتفاع	https://asf.alaska.edu
GHSL	مناطق انسان ساخت (-)	-	نقشه‌های موضوعی	https://developers.google.com

نمونه‌برداری نقاط آموزش و آزمون

به منظور نمونه‌برداری برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین، در گام نخست ضروری است شناخت جامعی از منطقه حاصل شود. برای این منظور، با بهره‌گیری از اطلاعات میدانی حاصل از ۲۵۰ پروفیل خاک که در طی ۲۰ سال اخیر در منطقه به صورت تصادفی حفر شده بود و داده‌های مرجع نظیر تصاویر گوگل ارث و آمارنامه‌های کشاورزی کشور، اطلاعات مورد نیاز پیرامون کلاس‌های مختلف در منطقه آبیگ گردآوری گردید. پس از آن، نقاط آموزشی به شکل Feature Collection در محیط گوگل ارث انجین بارگذاری شدند. کلاس‌های مورد استفاده شامل کاربری‌های «مسکونی-صنعتی»، «کشاورزی دیم»، «کشاورزی آبی»، «باغات»، «مراتع»، «مراتع خیلی شور»، «مراتع شور» و «تالاب» بود. راهبرد نمونه‌برداری به صورت ترکیبی از نمونه‌برداری تصادفی طبقه‌بندی شده (Stratified Random Sampling) و نمونه‌برداری هدفمند مبتنی بر تصاویر مرجع انتخاب شد (Stehman, 2009). تا ضمن حفظ پراکندگی مکانی مناسب، توازن نسبی بین کلاس‌ها برقرار گردد. متناسب با وسعت و تنوع هر کاربری، در هر سال بین ۵۰ تا ۲۰۰ پلی‌گون آموزشی برداشت شد (کلاس‌های گسترده مانند مرتع و کشاورزی آبی تا ۲۰۰ پلی‌گون، کلاس‌های محدودتر مانند تالاب و باغات حدود ۵۰ پلی‌گون). در مجموع، سالانه بین ۱۲۰۰ تا ۱۵۰۰ پلی‌گون برداشت گردید. داده‌ها به نسبت ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون به طور تصادفی طبقه‌بندی شده تقسیم شدند (Phan et al., 2020). نمونه‌های آزمون در هیچ مرحله‌ای از فرآیند آموزش مدل استفاده نشدند و صرفاً برای ارزیابی نهایی دقت استفاده شدند.

الگوریتم جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی یکی از کارآمدترین و پرکاربردترین روش‌های یادگیری ماشین در محیط گوگل ارث انجین برای طبقه‌بندی اراضی محسوب می‌شود. این الگوریتم که در حال حاضر به‌عنوان یکی از بهترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین شناخته می‌شود، یک

1. Normalized Difference Vegetation Index
2. Soil Adjusted Vegetation Index
3. Enhanced Vegetation Index
4. Modified Normalized Difference Water Index

روش غیرپارامتریک و مبتنی بر مجموعه‌ای از درختان تصمیم است. این الگوریتم کارایی بالایی را برای تجزیه و تحلیل داده‌های پیچیده و بزرگ مقیاس داشته و به طور معمول دقت بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها نشان داده است (Tsai et al., 2019).

در الگوریتم جنگل تصادفی، تعداد بسیاری درخت تصمیم به صورت موازی توسعه می‌یابند و مجموعه این درختان با هم یک جنگل را تشکیل می‌دهند. این ساختار باعث می‌شود که این روش تصمیمات دقیق‌تر و قابل‌اعتمادتری نسبت به یک درخت تصمیم منفرد اتخاذ نماید. مکانیزم عملکرد این الگوریتم به این صورت است که پیکسل یا پدیده طبقه‌بندی‌نشده بر اساس ویژگی‌های خود از میان تعداد N درخت تصمیم، عبور داده می‌شود. در این فرآیند، تعلق پیکسل به یکی از کلاس‌ها (با توجه به تعداد کلاس‌های موجود) در میان درختان تصمیم به رای گذاشته می‌شود و هر درخت تصمیم رای خود را در مورد تخصیص پیکسل به یک کلاس خاص اعلام می‌کند. در نهایت، جنگل تصادفی پیکسل مورد نظر را به کلاسی اختصاص می‌دهد که بیشترین رای را از درختان تصمیم دریافت کرده باشد (Ghorbanian et al., 2020).

درختان تصمیم در این الگوریتم به صورت مجزا و با استفاده از روش نمونه‌گیری بوت‌استرپینگ^۱ (نمونه‌گیری با جایگزینی) رشد می‌کنند. بر اساس این روش، دو سوم از مجموعه داده‌های اصلی برای آموزش هر درخت و یک سوم باقیمانده برای اعتبارسنجی همان درخت مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این رویکرد، تقریباً یک‌سوم از داده‌ها در فرآیند آموزش هر درخت شرکت ندارند و این داده‌ها برای اعتبارسنجی درونی الگوریتم به کار می‌روند (Basukala et al., 2017).

یکی از مهم‌ترین مزایای الگوریتم جنگل تصادفی، مقاومت بسیار بالای آن در برابر نویزها و پدیده بیش‌برازش^۲ است. کارایی این الگوریتم در مواجهه با مجموعه‌های داده‌ای حجیم به اثبات رسیده است و از این رو، گزینه‌ای ایده‌آل برای تجزیه و تحلیل داده‌های ماهواره‌ای محسوب می‌شود. بر همین اساس، در پژوهش حاضر نیز از الگوریتم جنگل تصادفی با ۲۰۰ درخت برای طبقه‌بندی کلاس‌های کاربری اراضی استفاده گردید و از باندهای طیفی و شاخص‌های مذکور به عنوان ورودی‌های مدل بهره گرفته شد. داده‌ها نیز با نسبت ۷۰٪ آموزش و ۳۰٪ آزمون تفکیک شدند.

پس پردازش

در فرآیندهای طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل، به منظور ارتقای انسجام مکانی نتایج معمولاً یک مرحله پس‌پردازش ضروری است. در این گام با هدف کاهش نویز و افزایش یکپارچگی فضایی نقشه، پیکسل‌های منفرد و پراکنده با پیکسل‌های مجاور خود ادغام می‌گردند. بدین منظور، فیلتر Majority با استفاده از ماتریس همسایگی 3×3 مورد استفاده قرار گرفت (Gumma et al., 2020).

دقت طبقه‌بندی

اعتبارسنجی نقشه‌های کاربری اراضی یکی از مراحل اساسی در فرآیند طبقه‌بندی محسوب می‌شود که بر اساس نمونه‌های آزمون مستقل از طریق ماتریس خطا (Confusion Matrix) صورت می‌پذیرد. این ماتریس که ساختاری مربعی دارد، تعداد سطرها و ستون‌های آن دقیقاً متناظر با تعداد کلاس‌های کاربری مورد مطالعه است و امکان استخراج شاخص‌های متعدد ارزیابی دقت از جمله دقت کلی (Overall Accuracy)، دقت تولیدکننده (Producer's Accuracy)، دقت کاربر (User's Accuracy) و ضریب کاپا (kappa coefficient) را فراهم می‌سازد (Congalton, 1991). در ماتریس خطا $P(i, j)$ تعداد نقاطی است که در نقشه به عنوان کلاس i ولی در واقعیت در کلاس j قرار دارد. دقت کلی (OA) نقشه از تقسیم مجموع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا (نشان‌دهنده نقاط صحیح طبقه‌بندی شده) بر تعداد کل نقاط (P) همچون رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

1. Bootstrapping
2. Overfitting

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n P_{ii}}{P} \quad \text{رابطه ۱}$$

همچنین، دقت تولیدکننده (PA) و دقت کاربر (UA) برای هر کلاس به صورت مجزا تعریف می‌شوند؛ به گونه‌ای که دقت تولیدکننده، احتمال صحیح طبقه‌بندی یک نقطه بر روی زمین در کلاس مربوطه در نقشه را نشان می‌دهد. در مقابل، دقت کاربر احتمال صحیح طبقه‌بندی یک نقطه بر روی نقشه در کلاس مربوطه را نشان می‌دهد. در روابط زیر، P_{i+} مجموع تعداد ستون i ام و P_{+j} مجموع ستون j ام است.

$$PA = \frac{P_{jj}}{P_{+j}} \quad \text{رابطه ۲}$$

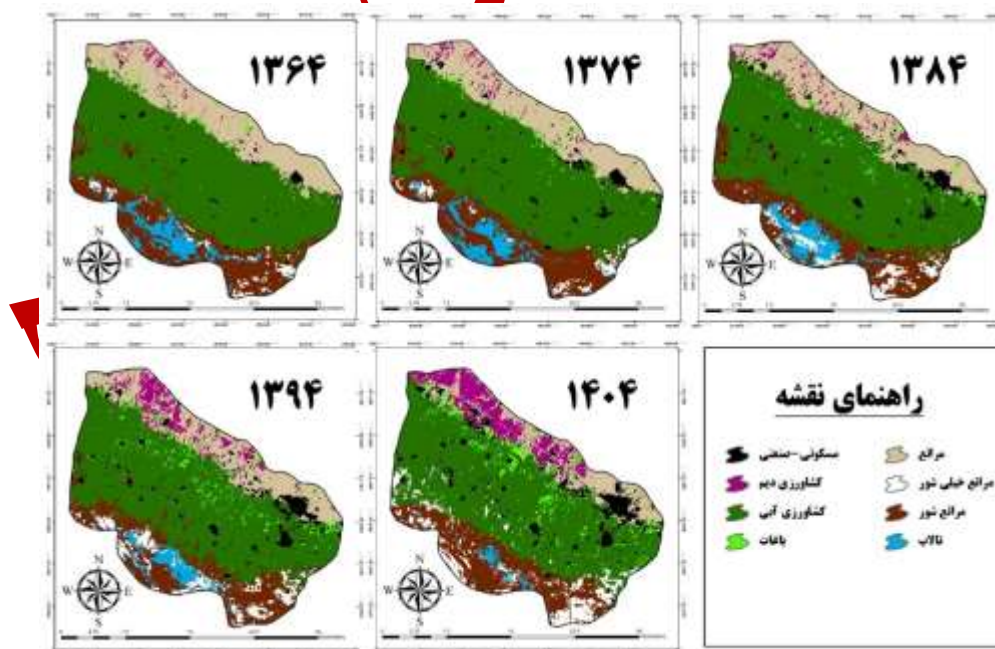
$$UA = \frac{p_{ii}}{p_{i+}} \quad \text{رابطه ۳}$$

ضریب کاپا به عنوان شاخصی جامع‌تر و قوی‌تر نسبت به دقت کلی مطرح می‌شود، چرا که در این ضریب، میزان توافق تصادفی از توافق کلی بین داده‌های حاصل از طبقه‌بندی مدل کسر می‌گردد (رابطه ۴). در نهایت، حالت ایده‌آل طبقه‌بندی زمانی محقق می‌شود که مقادیر ضریب کاپا و دقت کلی در سطح بالایی قرار داشته باشند.

$$Kappa = \frac{OA - B}{1 - B} \quad \text{رابطه ۴}$$

یافته‌های پژوهش

نقشه کاربری اراضی منطقه آبیک طی بازه زمانی ۴۰ ساله (سال‌های ۱۳۶۴، ۱۳۷۴، ۱۳۸۴، ۱۳۹۴ و ۱۴۰۴) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست، بهره‌گیری از متغیرهای کمکی و مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی، در سامانه گوگل ارث انجین تهیه گردید. این نقشه‌ها شامل ۸ کلاس بوده که در شکل ۳ مشاهده می‌شود.



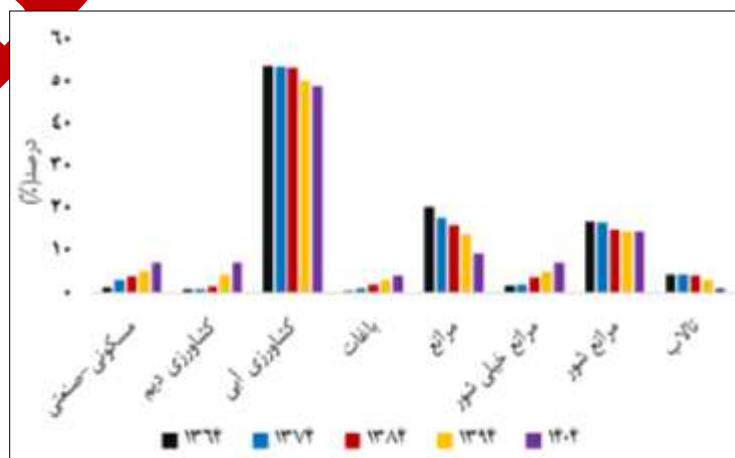
شکل ۳. نقشه‌های کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه بین سال‌های مدنظر

یکی از چالش‌های اساسی در فرآیند طبقه‌بندی کاربری اراضی، به‌ویژه در مقیاس‌های بزرگ، تعداد زیاد کلاس‌ها است که منجر به کاهش دقت طبقه‌بندی می‌گردد. با این حال، نتایج این پژوهش حاکی از دقت بالای روش جنگل تصادفی در طبقه‌بندی می‌باشد. از جمله چالش‌های دیگر، تفکیک کلاس‌های مراتع از کشاورزی دیم با تصاویر لندست بود که قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر داشتند. این مسئله به وسیله متغیرهای کمکی از جمله SAVI و EVI برطرف گردید. در این پژوهش به علت استفاده از دیتا کاتالوگ GHSL مناطق مسکونی و صنعتی از سایر کلاس‌ها به خوبی تفکیک یافتند و مشکلات پژوهش‌های پیشین برای تشخیص این کلاس با دیگر کلاس‌ها از جمله اراضی بایر و مراتع شور و خیلی‌شور مشاهده نشد. مساحت هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. مساحت و درصد کاربری‌های اراضی در منطقه در سال‌های مورد مطالعه

سال		۱۳۶۴		۱۳۷۴		۱۳۸۴		۱۳۹۴		۱۴۰۴	
کلاس کاربری	درصد	مساحت (ha)	درصد	مساحت (ha)	درصد	مساحت (ha)	درصد	مساحت (ha)	درصد	مساحت (ha)	درصد
مسکونی-صنعتی	۱/۴۱	۸۱۲/۶۷	۳/۱۸	۱۸۳۲/۸۳	۴/۰۶	۲۳۴۰/۰۳	۵/۳۱	۳۰۶۰/۴۸	۷/۱۵	۴۱۲۰/۹۹	۷/۱۵
کشاورزی دیم	۰/۸۴	۲۸۴/۱۴	۱/۰۰	۵۷۶/۳۶	۱/۵۷	۹۰۴/۸۹	۴/۳۶	۲۵۱۲/۹۴	۷/۲۷	۴۱۹۰/۱۰	۷/۲۷
کشاورزی آبی	۵۳/۶۸	۳۰۹۳۹/۱۰	۵۳/۶۸	۳۰۹۳۹/۱۰	۵۳/۳۹	۳۰۷۷۱/۹۶	۵۰/۲۹	۲۸۹۸۵/۲۴	۴۹/۱۲	۲۸۳۱۰/۸۹	۴۹/۱۲
باغات	۰/۵۸	۳۳۴/۲۹	۱/۱۸	۶۸۰/۱۱	۲/۰۳	۱۱۰۷/۰۱	۳/۰۶	۱۷۶۳/۶۷	۴/۱۵	۲۳۹۱/۹۰	۴/۱۵
مراتع	۲۰/۲۸	۱۱۶۸۸/۶۲	۱۷/۸۳	۱۰۲۷۶/۵۲	۱۶/۲۰	۹۳۲۷/۰۶	۱۴/۰۳	۸۰۸۶/۳۶	۹/۴۱	۵۴۲۳/۵۶	۹/۴۱
مراتع خیلی شور	۱/۸۳	۱۰۵۴/۷۴	۱/۹۸	۱۱۴۱/۲۰	۳/۶۶	۲۱۰۹/۴۸	۵/۱۲	۲۹۵۰/۹۷	۷/۳۰	۴۲۰۷/۴۴	۷/۳۰
مراتع شور	۱۶/۹۶	۹۷۷۵/۱۰	۱۶/۸۲	۹۶۹۴/۴۱	۱۴/۹۳	۸۶۰۵/۰۸	۱۴/۶۶	۸۴۴۹/۴۶	۱۴/۵۱	۸۳۶۳/۰۱	۱۴/۵۱
تالاب	۴/۴۲	۲۵۴۷/۵۲	۴/۳۳	۲۴۹۵/۶۵	۴/۱۶	۲۳۹۷/۶۷	۳/۱۷	۱۸۲۷/۰۷	۱/۰۹	۶۲۸/۲۳	۱/۰۹

بررسی تغییرات مساحت این کلاس‌ها نشان می‌دهد که از سال ۱۳۶۴ تا ۱۴۰۴ مناطق مسکونی و صنعتی ۴۰۶/۳۸ درصد، کشاورزی دیم ۷۶۵/۴۷ درصد، باغات ۶۱۵/۵۱ درصد و مراتع خیلی شور ۲۹۸/۹۰ درصد افزایش داشته‌اند؛ در صورتی که کلاس‌های کشاورزی آبی با ۸/۴۹ درصد، مراتع ۵۳/۵۹ درصد، مراتع شور ۱۴/۴۴ درصد و تالاب با ۷۵/۳۳ درصد کاهش رو به رو شدند. این روند طبق شکل ۴ قابل ملاحظه است.



شکل ۴. تغییرات مساحت کلاس‌های کاربری اراضی در دوره چهار ساله (درصد)

ارزیابی دقت، یکی از اجزای ضروری در فرآیند تولید نقشه کاربری اراضی با استفاده از داده‌های سنجش از دور محسوب می‌شود. در این پژوهش، دقت کلی، دقت تولیدکننده، دقت کاربر و ضریب کاپا با بهره‌گیری از ماتریس خطا و مجموعه داده‌های اعتبارسنجی مستقل و مورد بررسی قرار گرفت. نتایج ارزیابی دقت طبقه‌بندی (جدول ۳) بیانگر آن است که مدل جنگل تصادفی با بهره‌گیری از متغیرهای طیفی، شاخص‌های پوشش گیاهی و متغیرهای توپوگرافی، عملکرد قابل قبولی در تفکیک کلاس‌های مختلف کاربری اراضی در محدوده مورد مطالعه داشته است. دقت کلی طبقه‌بندی در تمام سال‌های مورد بررسی بین ۹۱ تا ۹۵ درصد و ضریب کاپا بین ۸۸ تا ۹۳ درصد بوده که نشان‌دهنده توافق بالا بین نتایج طبقه‌بندی و واقعیت زمینی است. به عنوان مثال تفکیک قابل قبول مراتع شور از مراتع بسیار شور در پایین دست منطقه و تفکیک اراضی زراعت آبی از باغات در قسمت میانی منطقه، مؤید دقت بالای نتایج حاصله است. کلاس‌های مسکونی-صنعتی و تالاب به ترتیب با میانگین دقت‌های تولیدکننده ۹۸/۶ درصد و ۹۴/۸ درصد، بهترین عملکرد را در تمام دوره‌های زمانی نشان دادند. در مقابل، کلاس‌های مراتع، باغات و کشاورزی دیم به دلیل تشابه طیفی با یکدیگر، بیشترین نوسان را در مقادیر دقت تجربه کردند. این موضوع می‌تواند ناشی از تغییرات زمانی شاخص‌های گیاهی از جمله NDVI و تنوع پوشش گیاهی در منطقه مورد مطالعه باشد. با این حال، مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا در تمام سال‌ها در محدوده مطلوب قرار داشته و دقت طبقه‌بندی‌های انجام شده برای تحلیل روند تغییرات کاربری اراضی طی دوره چهل ساله بسیار خوب تلقی می‌شود (Congalton, 1991).

جدول ۳. دقت تولیدکننده و دقت کاربر به تفکیک هر کلاس در سال‌های مدنظر

سال کلاس کاربری	۱۳۶۴		۱۳۷۴		۱۳۸۴		۱۳۹۴		۱۴۰۴	
	دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	دقت تولیدکننده
مسکونی-صنعتی	۰/۹۶	۱	۰/۹۷	۱	۰/۹۸	۰/۹۶	۰/۹۵	۱	۰/۹۶	۱
کشاورزی دیم	۰/۹۴	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۸۶	۰/۸۸	۰/۸۶	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۸۹	۰/۹۲
کشاورزی آبی	۰/۹۶	۰/۹۴	۰/۹۴	۰/۹۶	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۳	۰/۹۱	۰/۹۳	۰/۹۴
باغات	۰/۹۰	۰/۹۲	۰/۹۱	۰/۸۸	۰/۹۱	۰/۹۶	۰/۹۰	۰/۸۸	۰/۹۱	۰/۸۶
مراتع	۰/۸۹	۰/۸۶	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۲	۰/۸۹	۰/۹۲	۰/۹۰
مراتع خیلی شور	۰/۸۸	۰/۹۲	۰/۹۱	۰/۸۶	۰/۹۰	۰/۸۸	۰/۹۰	۰/۹۷	۰/۸۹	۰/۹۰
مراتع شور	۰/۹۴	۰/۹۵	۰/۸۴	۰/۸۲	۰/۹۲	۰/۹۶	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۹۲	۰/۹۴
تالاب	۱	۰/۹۶	۰/۹۱	۰/۹۴	۱	۰/۹۸	۰/۹۷	۰/۹۵	۰/۹۴	۰/۹۰
دقت کلی	۰/۹۴		۰/۹۱		۰/۹۵		۰/۹۳		۰/۹۲	
ضریب کاپا	۰/۹۱		۰/۸۸		۰/۹۳		۰/۹۰		۰/۸۹	

بحث

یافته‌های این پژوهش نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی در کنار متغیرهای ورودی، توانایی بالایی در تفکیک کاربری‌های اراضی دارد. دقت کلی در تمام دوره‌های زمانی مورد بررسی، از مرز ۹۱ درصد و ضریب کاپا از ۸۸ درصد فراتر رفته و این امر بیانگر آن است که رویکرد به کار گرفته شده در این مطالعه از اعتبار علمی لازم برای تهیه نقشه‌های کاربری اراضی برخوردار است. این یافته با نتایج پژوهش‌های پیشین در این زمینه، همسو گزارش شده است (Huang et al., 2021; Madasa et al., 2021; Aminzadeh et al., 2024).

در طراحی مدل طبقه‌بندی، علاوه بر باندهای طیفی تصاویر لندست، مجموعه‌ای از متغیرهای مکمل شامل پارامترهای توپوگرافی و شاخص‌های طیفی نیز مورد استفاده قرار گرفت. بررسی نتایج دقت‌سنجی حاکی از آن است که حضور این متغیرهای کمکی در کنار تصاویر ماهواره‌ای، منجر به ارتقای دقت کلی شده است؛ مسئله‌ای که در سایر مطالعات نیز مورد تأیید قرار گرفته است (Atkinson et al., 2012; Phan et al., 2020; Nasiri et al., 2022). از دیگر عوامل مؤثر در دستیابی به دقت بالا، بهره‌گیری از لایه مناطق انسان‌ساخت جهانی (GHSL) بود. ترکیب این لایه با باندهای طیفی و شاخص‌های مکمل در چارچوب الگوریتم جنگل تصادفی، تمایز کلاس مسکونی-صنعتی از سایر کاربری‌ها، به‌ویژه اراضی با پوشش گیاهی اندک، را به‌طور مؤثری تسهیل نموده است.

تحلیل روند تغییرات کاربری اراضی طی دوره چهل‌ساله مورد مطالعه، تحولات گسترده‌ای را در ساختار کاربری‌های منطقه آشکار ساخت. یکی از بارزترین این تغییرات، گسترش بیش از ۵ برابری مناطق مسکونی-صنعتی بوده که عمدتاً ناشی از توسعه زیرساخت‌های شهری و گسترش شهرک‌های صنعتی در شهرستان آبیگ بوده است. همچنین عوامل زمینه‌ای همچون رشد جمعیت این منطقه (مرکز آمار ایران) و به تبع آن رشد ساخت و ساز در حومه این شهر در این تغییر نقش داشتند. این تغییرات بیشتر در اراضی مرتعی و کشاورزی آبی صورت گرفته است. موضوعی که قبادیان و همکاران (۱۳۹۹) نیز در مطالعه خود در شهرستان سیروان استان ایلام گزارش کردند و به نقش عوامل جمعیتی و اقتصادی اشاره نمودند. در مطالعه‌های دیگر در غرب تهران نیز مشاهده شده است که مناطق شهری طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۰ تقریباً دو برابر شده (از ۱۴/۱۸ به ۲۶/۴۴ میلیون متر مربع) و در مقابل، اراضی کشاورزی از ۲۸/۰۴ به ۱۵/۳۵ میلیون متر مربع کاهش پیدا کرده است (Ebrahimi et al., 2025). نزدیکی منطقه مطالعاتی به پایتخت، وجود تأسیساتی نظیر نیروگاه شهید رجایی، گلخانه‌ها و مرغداری‌ها در شتاب‌دهی به این روند نقش مؤثری داشته‌اند. این الگوی تحولی با یافته‌های Mohammady & Delavar (2016) در مناطق حاشیه‌ای تهران که رشد شتابان شهری و صنعتی را تجربه کرده‌اند، همخوانی دارد.

در بخش کشاورزی، اراضی دیم با رشدی ۹ برابری مواجه بوده‌اند. سیاست‌ها و برنامه‌هایی نظیر طرح جهش دیمزارها و طرح افزایش ضریب خوداتکایی گندم در کشور صورت گرفته است. اجرای این سیاست‌ها، کشاورزان را به توسعه سطح زیرکشت و تبدیل مراتع به اراضی دیم ترغیب نموده است (حیدری، ۱۴۰۱). از سوی دیگر، مساحت اراضی کشاورزی آبی حدود ۹ درصد کاهش یافته که عمدتاً ناشی از تغییر کاربری این اراضی به مناطق مسکونی-صنعتی و باغات است. این تغییرات بیشتر به دلیل کمبود منابع آبی و سودآوری اقتصادی بیشتر باغات صورت گرفته است. این الگو با یافته‌های پژوهش‌های دیگر همخوانی دارد. به عنوان مثال در غرب حوضه دریاچه ارومیه، به علت سود بیشتر محصولات باغی، اراضی زراعی آبی به باغات سیب و انگور تبدیل شده‌اند (محمدزاده و همکاران، ۱۳۹۳). همچنین در فلات لاوس چین، به دلیل سود بیشتر، ۲۴۷ هزار هکتار از اراضی زراعی به باغات سیب تبدیل شده است (Liu et al., 2019). از طرفی دیگر مقدم و خلقی (۱۴۰۴) در مطالعه‌ای در دشت قزوین نشان دادند که در دو دهه اخیر، این دشت با کاهش سطح آب زیرزمینی (به طور متوسط نزدیک به یک متر در سال) و افزایش شوری (حدود ۶ درصد) مواجه بوده است که این تحولات به‌ویژه در مناطق کشاورزی و شهری شدت بیشتری یافته است. این یافته‌ها با نتایج پژوهش‌های (Madani, 2014; Molénat et al., 2011) مبنی بر تأثیر افت منابع آب بر بخش کشاورزی و سودآوری بیشتر باغات نسبت به اراضی کشاورزی آبی (بابادکری و همکاران، ۱۴۰۰) مطابقت دارد.

از دیگر تحولات قابل توجه، کاهش بیش از ۵۰ درصدی سطح مراتع منطقه است. این تغییر که عمدتاً به علت افزایش دیمکاری است، با یافته‌های سایر پژوهش‌ها در مناطق خشک و نیمه خشک ایران نیز همخوانی دارد. مطالعه مرادی و همکاران (۱۳۹۵) در شهرستان‌های رابر و ارزوئیه در استان کرمان نشان داد که در یک دوره ۱۵ ساله، سطح قابل توجهی از مراتع به اراضی دیم تبدیل شده

است. همچنین ارضی و همکاران (۱۳۹۹) در حوضه گرگانود گزارش کردند که اراضی کشاورزی دیم بیشترین تغییرات مثبت را داشته‌اند و اضافه شدن این اراضی اکثراً به قیمت از دست رفتن مراتع بوده است. مراتع شور نیز روند کاهشی نشان می‌دهند که دلیل اصلی آن انتقال تدریجی به کلاس مراتع بسیار شور است. در مقابل، مراتع بسیار شور با رشد ۴ برابری مواجه شده‌اند. کاهش سطح آب زیرزمینی و افزایش تبخیر ناشی از دمای نسبتاً بالا، منجر به شورتر شدن خاک‌ها و زمین‌ساز گسترش این کلاس شده است. نتیجه این فرآیندها، کاهش ظرفیت تولیدی اراضی و بیابان‌زایی است. علاوه بر این، سطح تالاب منطقه ۷۵ درصد کاهش یافته است. کاهش ورودی آب به تالاب در اثر برداشت بی‌رویه از منابع آب بالادست، اجرای طرح‌های زهکشی، کاهش بارندگی و خشکسالی از مهم‌ترین عوامل این تغییر هستند. این الگو با یافته‌های اسکندری دامنه و قاسمی آریان (۱۴۰۳) در تالاب صالحیه و شوره‌زار دشت قزوین همخوانی دارد، زیرا آن‌ها نیز کاهش شدید بستر آبی و کاهش پوشش گیاهی را به طور مستقیم نتیجه اختلال در چرخه هیدرولوژیکی، احداث زهکش، برداشت بی‌رویه از منابع آب بالادست و خشکسالی دانسته‌اند. تبعات تخریب تالاب‌ها فراتر از از دست رفتن زیستگاه‌های آبی بوده و منجر به افزایش فرسایش بادی و تشدید مشکلات زیست‌محیطی می‌گردد. در همین زمینه، مطالعه (Jabalbarezi et al., 2023) در حوضه تالاب جازمورین نشان داد که مناطق جنوبی، غربی، جنوب غربی، شرقی و جنوب شرقی این حوضه به دلیل قرار گرفتن در اراضی بایر، نمکزارها و تپه‌های ماسه‌ای، دارای حساسیت شدید و بسیار شدید به فرسایش بادی و تولید گرد و غبار هستند. آن‌ها نیز کاهش پوشش گیاهی، تغییرات کاربری اراضی و خشک شدن بستر تالاب در اثر احداث سد و کاهش رواناب را از عوامل اصلی تشدید فرسایش بادی معرفی کرده‌اند. بنابراین، یافته‌های پژوهش حاضر در مورد افزایش مراتع بسیار شور، کاهش تالاب و پیامدهای زیست‌محیطی آن، نقش تعیین‌کننده فعالیت‌های انسانی (از جمله برداشت آب، احداث زهکش) و خشکسالی را در بیابان‌زایی و تولید گرد و غبار تأیید می‌کند.

نتیجه‌گیری

منطقه مورد مطالعه به عنوان بخشی از دشت قزوین، یکی از مناطق استراتژیک تولید محصولات کشاورزی در کشور محسوب می‌شود. در این پژوهش با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای لندست و تلفیق شاخص‌های طیفی با داده‌های مناطق انسان‌ساخت جهانی، نقشه‌های تغییر کاربری اراضی در بازه زمانی چهل‌ساله (۱۳۶۴ تا ۱۴۰۴) به صورت هر ده سال یکبار تهیه گردید. استفاده از سامانه گوگل ارث انجین و الگوریتم جنگل تصادفی، ضمن دستیابی به دقت طبقه‌بندی بالا، امکان تحلیل کمی تغییرات را فراهم ساخت. ترکیب روندهای صعودی در کلاس‌هایی نظیر مسکونی-صنعتی، باغات و کشاورزی دیم و همچنین روندهای نزولی مراتع و تالاب، بیانگر تحول الگوی بهره‌برداری از اراضی است که پیامدهای مستقیمی بر پایداری اکولوژیک دارد. رشد جمعیت، کاهش منابع آب و بهره‌برداری بی‌رویه از منابع طبیعی، از عوامل راهبردی این تغییرات محسوب می‌شوند.

این الگو اگرچه در کوتاه‌مدت مزایای اقتصادی (افزایش سطح زیرکشت دیم و سودآوری بیشتر باغات) را برای برخی بهره‌برداران به همراه داشته است، اما در بلندمدت به دلیل تخریب خاک‌های مرغوب، خشک شدن تالاب و گسترش بیابان‌زایی، منطقه را با چالش‌های جبران‌ناپذیر اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی مواجه خواهد ساخت. با توجه به اینکه تشکیل هر سانتی‌متر خاک زراعی تا صدها سال زمان می‌برد و این خاک‌ها سرمایه‌ای طبیعی و عملاً تجدیدنپذیر هستند، با عنایت به کاهش ۸/۵ درصدی اراضی کشاورزی آبی در طی ۴۰ سال، ضروری است توسعه مناطق مسکونی-صنعتی با برنامه‌ریزی صورت پذیرد تا منجر به کاهش اراضی با قابلیت بالای کشاورزی نگردد؛ به عبارت دیگر، تغییر کاربری به مناطق مسکونی-صنعتی به اراضی با پتانسیل تولید اندک هدایت شوند. همچنین، تأمین حبابه زیست‌محیطی تالاب با توجه به کاهش ۷۵ درصدی مساحت آن و همزمانی آن با احداث زهکش‌های

کشاورزی و افت سطح آب زیرزمینی، به عنوان اقدامی پیشگیرانه برای کنترل کانون بحرانی گرد و غبار و حفظ تالاب، یک الزام غیرقابل اجتناب در برنامه ریزی منطقه‌ای است. اجرای این اقدامات می‌تواند مسیر توسعه منطقه را در راستای بهره‌برداری بهینه و سازگار با منابع خاک و آب سوق داده و زمینه‌ساز تحقق توسعه پایدار در آینده گردد.

منابع

- ارخی، صالح، عطا، بهنام و شاهکویی، اسمعیل. (۱۴۰۱). ارزیابی تکنیک‌های تغییرات پوشش گیاهی / کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و GIS (مطالعه موردی: حوضه گرگانرود). برنامه ریزی توسعه کالبدی، ۹(۲)، ۴۱-۶۰.
- اسکندری دامنه، هادی، قاسمی آریان، یاسر. (۱۴۰۳). بررسی روند و تبیین پیشران‌های کلیدی بیابان‌زایی و تخریب سرزمین در تالاب صالحیه و شورزار دشت مرکزی قزوین. نشریه مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز، ۴(۴): ۹۳-۸۱.
- باباذکری، فاطمه، پوری پور، مهدی، کرمی کالوس، آیت اله. (۱۴۰۰). ارزیابی اقتصادی تبدیل زمین‌های شالیزاری به باغ‌های مرکبات در بخش رودپی شمالی شهرستان ساری. فصلنامه علمی-پژوهشی تحقیقات اقتصاد کشاورزی، ۱۳(۱)، ۲۵-۴۴.
- حیدری، نادر. (۱۴۰۱). مرور و بررسی سیاست‌ها و برنامه‌های ارتقاء تولید و بهره‌وری آب گندم در ایران. مدیریت آب در کشاورزی، ۹(۱)، ۷۳-۸۸.
- رحمانی، اصغر، سرمیدان، فریدون و عارفی، حسین. (۱۴۰۱). مدل‌سازی و پیش‌بینی رقومی کلاس‌های زیرگروه خاک با استفاده از رویکرد یادگیری عمیق در بخشی از اراضی خشک و نیمه‌خشک دشت قزوین. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۳(۱۰)، ۲۴۷۷-۲۴۹۹.
- قبادیان، زینب، علی خواه اصل، مرضیه و رضوانی، محمد. (۱۳۹۹). بررسی اثرات توسعه شهری بر اراضی مرتعی و جنگل‌های شهرستان سیروان با استفاده از سنجش از دور در بازه زمانی سال‌های ۱۳۶۶ تا ۱۳۹۵. فصلنامه علمی پژوهش‌های بوم‌شناسی شهری، ۱۱(۲۱)، ۱۰۷-۱۲۰.
- محمدزاده، شهرام، صدیقی، حسن، پزشکی راد، غلامرضا، مخدوم، مجید و شریفی کیا، محمد. (۱۳۹۳). تحلیل پیامدهای تغییر کاربری اراضی زراعی به باغی از دیدگاه باغداران در غرب حوضه آبریز دریاچه ارومیه. تحقیقات اقتصاد و توسعه کشاورزی ایران، ۴۸(۴)، ۷۷۵-۷۸۵.
- مرادی، علیرضا، جعفری، محمد، ارزانی، حسین و ابراهیمی، مهدیه. (۱۳۹۵). ارزیابی تغییر کاربری اراضی مرتعی به دیم‌زار با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و سیستم اطلاعات جغرافیایی. سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۱۷(۱)، ۱۰۰-۸۹.
- مقدم، نیما و خلقی، مجید. (۱۴۰۴). الگوی تحلیل افت سطح آب و تشدید شوری آب‌های زیرزمینی در دشت قزوین و پیامدهای آن از منظر حکمرانی منابع آب. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، ۱۹(۳)، ۴۶۹-۴۸۷.

References

- Aldiansyah, S., & Saputra, R. A. (2023). Comparison of machine learning algorithms for land use and land cover analysis using Google Earth engine (Case study: Wanggu watershed). *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*, 19(2), 197-210.
- Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S. A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S. M., Moghaddam, S. H. A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S., et al. (2020). Google Earth Engine cloud computing platform for remote sensing big data applications: A comprehensive review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 5326-5350.

- Amani, M., Salehi, B., Mahdavi, S., & Brisco, B. (2018). Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144, 19–36.
- Aminzadeh, Z., Esmail Ouri, A., Mostafazadeh, R., & Nasiri Khiavi, A. (2024). Assessing the performance of machine learning algorithms for analyzing land use change in the Hyrcanian forests of Iran. *Environmental Science and Pollution Research*, 31, 66056–66066
- arekhi, S. , Ata, B. and shakoeei, E. (2022). Evaluation of Vegetation/Land Use Change Techniques Using Satellite Images and GIS (Case Study: Gorganrood Basin). *Physical Social Planning*, 9(2), 41-60. doi: 10.30473/psp.2022.60210.2506. (In Persian).
- Atef, I., Ahmed, W., & Abdel-Maguid, R. H. (2023). Modelling of land use land cover changes using machine learning and GIS techniques: A case study in El-Fayoum Governorate, Egypt. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195, 637
- Atesoglu, A., Ozel, H. B., Varol, T., Cetin, M., Baysal, B. U., & Bulut, F. S. (2025). Monitoring land cover/use conversions in Türkiye wetlands using Collect Earth. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 53, 1979–1994.
- Atkinson, P. M., Jeganathan, C., Dash, J., & Atzberger, C. (2012). Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology. *Remote Sensing of Environment*, 123, 400–417.
- Babazekri, F., Nooripour, M. and Karami Kalous, A. (2022). Economic evaluation of converting rice paddies into citrus orchards in the northern Rudpey section of Sari County. *Agricultural Economics Research*, 13(1), 25-44. (In Persian).
- Basukala, A. K., Oldenburg, C., Schellberg, J., Sultanov, M., & Dubovyk, O. (2017). Towards improved land use mapping of irrigated croplands: Performance assessment of different image classification algorithms and approaches. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 187-201.
- Brown, C. F., Brumby, S. P., Guzder-Williams, B., Birch, T., Hyde, S. B., Mazzariello, J., Czerwinski, W., Pasquarella, V. J., Haertel, R., Ilyushchenko, S., et al. (2022). Dynamic World, near real-time global 10 m land use land cover mapping. *Scientific Data*, 9, 251. <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-5>
- Celleri, C., Zapperi, G., González Trilla, G., & Pratolongo, P. (2019). Assessing the capability of broadband indices derived from Landsat 8 Operational Land Imager to monitor above ground biomass and salinity in semiarid saline environments of the Bahía Blanca Estuary, Argentina. *International Journal of Remote Sensing*, 40(12), 4817-4838.
- Chen, D., Wang, Y., Shen, Z., Liao, J., Chen, J., & Sun, S. (2021). Long time-series mapping and change detection of coastal zone land use based on Google Earth Engine and multi-source data fusion. *Remote Sensing*, 14(1), 1.
- Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37(1), 35-46.
- Ebrahimi, S. A., Almodaresi, S. A., & Hamzeh, F. (2025). Modeling the discovery of changes and prediction of land use using optical sensors with land change modeler method (Study area: west of Tehran). *Journal of Radar and Optical Remote Sensing and GIS*, 8(3), 7–26. <https://doi.org/10.71593/jrors.2025.1196762>
- Eskandari damaneh,H and Ghasemi Aryan,Y . (2025). Investigating the trend and explaining the key drivers of desertification and land degradation in Salehiyeh wetland and Qazvin salt plain. *Integrated Watershed Management*, 4(4), 81-93. doi: 10.22034/iwm.2024.2026209.1146. (In Persian).
- ghobadegan, Z. , Alikhah Asl, M. and Rezvani, M. (2020). Investigating the Effects of Urban Development on Rangelands and Forests of Sirvan City Using Remote Sensing 1987-2016. *Journal of Urban Ecology Researches*, 11(21), 107-120. doi: 10.30473/grup.2020.7475. (In Persian).

- Ghorbanian, A., Kakooei, M., Amani, M., Mahdavi, S., Mohammadzadeh, A., & Hasanlou, M. (2020). Improved land cover map of Iran using Sentinel imagery within Google Earth Engine and a novel automatic workflow for land cover classification using migrated training samples. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 276–288. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.013>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27.
- Gumma, M. K., Thenkabail, P. S., Teluguntla, P. G., Oliphant, A., Xiong, J., Giri, C., ... & Whitbread, A. M. (2020). Agricultural cropland extent and areas of South Asia derived using Landsat satellite 30-m time-series big-data using random forest machine learning algorithms on the Google Earth Engine cloud. *GIScience & Remote Sensing*, 57(3), 302-322.
- Gurung, R. B., Breidt, F. J., Dutin, A., & Ogle, S. M. (2009). Predicting Enhanced Vegetation Index (EVI) curves for ecosystem modeling applications. *Remote Sensing of Environment*, 113(10), 2186–2193. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.05.015>
- Heydari, N. (2022). Review and analysis of policies and plans of enhancing wheat production and water productivity in Iran. *Water Management in Agriculture*, 9(1), 73-88. (In Persian).
- Holtgrave, A. K., Röder, N., Ackermann, A., Erasmí, S., & Kleinschmit, B. (2020). Comparing Sentinel-1 and -2 data and indices for agricultural land use monitoring. *Remote Sensing*, 12(18), 2919. <https://doi.org/10.3390/rs12182919>
- Huang, S., Tang, L., Hupy, J. P., Wang, Y., & Shao, G. (2021). A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 32(1), 1–6. <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3), 295–309.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83 (1-2), 195–213.
- Jabalbarezi, B., Zehtabian, G., Khosravi, H., Barkhori, S. and Nosrati, K. (2023). Assessing land sensitivity to determine areas prone to wind erosion and dust production using the ILSWE Model. *Desert*, 28(2), 263-278. doi: 10.22059/jdesert.2023.97739
- Kazemi Garajeh, M., Haji, F., Tohidfar, M., Sadeqi, A., Ahmadi, R., & Kariminejad, N. (2024). Spatiotemporal monitoring of climate change impacts on water resources using an integrated approach of remote sensing and Google Earth Engine. *Scientific Reports*, 14, 5469.
- Khan, Z., Saeed, A., & Bazai, M. H. (2020). Land use/land cover change detection and prediction using the CA-Markov model: A case study of Quetta city, Pakistan. *Journal of Geography and Social Sciences*, 2(2), 164-182.
- Li, X., Gong, P., Zhou, Y., Wang, J., Bai, Y., Chen, B., Hu, T., Xiao, Y., Xu, B., Yang, J., et al. (2020). Mapping global urban boundaries from the Global Artificial Impervious Area (GAIA) data. *Environmental Research Letters*, 15, 094044.
- Liu, C., Li, W., Zhu, G., Zhou, H., Yan, H., & Xue, P. (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, Z. J., Ma, P. Y., Zhai, B. N., & Zhou, J. B. (2019). Soil moisture decline and residual nitrate accumulation after converting cropland to apple orchard in a semiarid region: Evidence from the Loess Plateau. *CATENA*, 181, 104080.
- Lotfi, P., & Ahmadi Nadoushan, M. (2024). Investigation of The Trend of Agricultural Land Use Changes in the Zayandeh Rood Watershed Using Google Earth Engine Platform. *Environment and Interdisciplinary Development*, 8(82), 35-48.

- Lukas, P., Melesse, A.M., & Kenea, T.T. (2023). Prediction of Future Land Use/Land Cover Changes Using a Coupled CA-ANN Model in the Upper Omo–Gibe River Basin, Ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4), 1148.
- Madani, K. (2014). Water management in Iran: what is causing the looming crisis?. *Journal of environmental studies and sciences*, 4, 315-328.
- Madasa, A., Orimoloye, I. R., & Ololade, O. O. (2021). Application of geospatial indices for mapping land cover/use change detection in a mining area. *Journal of African Earth Sciences*, 175, 104108. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2021.104108>
- Manikandababu, C. S., Alzaben, N., Maashi, M., & Geetha, M. (2025). Mapping Coastal Urbanization Impacts with Object-Based Image Classification and Land use/Land Cover Change Detection: A Focus on Sustainable Development. *Journal of South American Earth Sciences*, 105559.
- Moghaddam, N. and Kholghi, M. (2025). Analysis of Groundwater Table Decline and Salinity Intensification in the Qazvin Plain: Implications from a Water Resources Governance Perspective. *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 19(3), 469-487. (In Persian).
- Mohammady, S., & Delavar, M. R. (2016). Urban sprawl assessment and modeling using landsat images and GIS. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2, 1-14.
- Mohammadzade, S., Sedighi, H., Pezeshkir Rad, G., Makhdom, M. and Sharifi Kia, M. (2014). Analyzing the impacts of changing agronomic land use to orchard from the viewpoint of orchardist in the west of Urmia lake basin. *Iranian Journal of Agricultural Economics and Development Research*, 45(4), 775-785. doi: 10.22059/ijaedr.2014.53850. (In Persian).
- Mohiuddin, G., Mund, J.-P., & Rahaman, K. J. (2023). Detection of urban expansion using the indices-based built-up index derived from Landsat imagery in Google Earth Engine. *GI_Forum*, 1, 18–31.
- Molénat, J., Barkaoui, K., Benyoussef, S., Mekki, I., Zitouna, R., & Jacob, F. (2023). Diversification from field to landscape to adapt Mediterranean rainfed agriculture to water scarcity in climate change context. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 65, 101336.
- Moradi, Alireza, Jafari, Mohammad, Arzani, Hossein, Ebrahimi, Mahdieh. "Assessment of land use changes into dry land using satellite images and Geographical information system (GIS)." *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, vol. 7, no. 1, 2016, pp. 89-100. (In Persian).
- Mousavi, S.R., Sarmadian, F., Omid, M., & Bogaert, P. (2022). Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran. *Measurement*, 201, 111706.
- Naboureh, A., Ebrahimi, H., Azadbakht, M., Bian, J., & Amani, M. (2020). RUESVMs: An ensemble method to handle the class imbalance problem in land cover mapping using Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 12, 3484.
- Nasiri V, Deljouei A, Moradi F, Sadeghi SMM, Borz SA (2022) Land use and land cover mapping using Sentinel-2, Landsat-8 Satellite Images, and Google Earth Engine: A comparison of two composition methods. *Remote Sensing*, 14(9), 1977
- Pérez-Cutillas, P., Pérez-Navarro, A., Conesa-García, C., Zema, D. A., & Amado-Álvarez, J. P. (2023). What is going on within Google Earth Engine? A systematic review and meta-analysis. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, 100907.
- Pesaresi, M., Schiavina, M., Politis, P., Freire, S., Krasnodebska, K., Uhl, J. H., ... & Kemper, T. (2024). Advances on the Global Human Settlement Layer by joint assessment of Earth Observation and population survey data. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 2390454.

- Phan TN, Kuch V, Lehnert LW (2020) Land cover classification using Google Earth Engine and random forest classifier—the role of image composition. *Remote Sens* 12(15):2411
- Rahmani, A. , Sarmadian, F. and Arefi, H. (2023). Digital modeling and prediction of soil subgroup classes using deep learning approach in a part of arid and semi-arid lands of Qazvin Plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53(11), 2477-2499. doi: 10.22059/ijswr.2023.353339.669426. (In Persian).
- Shafizadeh-Moghadam, H., Minaei, F., Talebi-khiyavi, H., Xu, T., & Homaei, M. (2022). Synergetic use of multi-temporal Sentinel-1, Sentinel-2, NDVI, and topographic factors for estimating soil organic carbon. *Catena*, 212, 106077.
- Soil Survey Staff. (2022). *Keys to Soil Taxonomy*. 13th ed. USDA-Natural Resources Conservation Service, Washington DC.
- Stehman, S. V. (2009). Sampling designs for accuracy assessment of land cover. *International Journal of Remote Sensing*, 30 (20), 5243–5272.
- Tamiminia, H., Salehi, B., Mahdianpari, M., Quackenbush, L., Adeli, S., & Brisco, B. (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.
- Tesfaye, W., Elias, E., Warkineh, B., Tekalign, M., & Abebe, G. (2024). Modeling of land use and land cover changes using Google Earth Engine and machine learning approach: Implications for landscape management. *Environmental Systems Research*, 13, 31.
- Tsai, Y. H., Stow, D., An, L., Chen, H. L., Lewison, R., & Shi, L. (2019). Monitoring land-cover and land-use dynamics in Fanjingshan National Nature Reserve. *Applied Geography*, 111, 102077.
- Wang, S. W., Gebru, B. M., Lamchin, M., Kayastha, R. B., & Lee, W. K. (2020). Land use and land cover change detection and prediction in the Kathmandu district of Nepal using remote sensing and GIS. *Sustainability*, 12(9), 3925.
- Wu, H., Zhang, L., & Zhang, X. (2019). Cloud data and computing services allow regional environmental assessment: A case study of Macquarie-Castlereagh Basin, Australia. *Chinese Geographical Science*, 29(3), 394-404.
- Xu, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27, 3025–3033 (2006).
- Yan, X., & Wang, J. (2021). Dynamic monitoring of urban built-up object expansion trajectories in Karachi, Pakistan with time series images and the LandTrendr algorithm. *Scientific Reports*, 11, 23118.
- Zhao, Q., Yu, L., Li, X., Peng, D., Zhang, Y., & Gong, P. (2021). Progress and trends in the application of Google Earth and Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 13, 3778.
- Zurqani, H. A., Post, C. J., Mikhailova, E. A., Schlautman, M. A., & Sharp, J. L. (2018). Geospatial analysis of land use change in the Savannah River Basin using Google Earth Engine. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 69, 175-185.

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Land use and land cover change (LUCC) dynamics represent one of the most critical indicators of environmental and socio-economic transformations, with far-reaching implications for biodiversity, climatic patterns, water resource conditions, and food security. Continuous and up-to-date assessment of land use change dynamics plays a pivotal role in the optimal management

of natural resources and the formulation of regional development strategies. Numerous studies have demonstrated that Google Earth Engine has found extensive application in various research fields, including urban planning, water resource management, public health, forestry, agriculture, and land use change. By integrating the capabilities of the Google Earth Engine platform with modern analytical methods, the rapid evaluation of issues related to human-environment interactions has become feasible.

The present research innovatively integrates three categories of variables, including spectral indices, topographic parameters, and Global Human Settlement Layer data (GHSL: Global Built-up Surface 1975–2030, P2023A), for land use classification. While the majority of previous studies have relied solely on spectral bands or a single index, the combined approach employed in this study is expected to provide higher accuracy, particularly in distinguishing spectrally similar classes such as rangelands and rainfed agricultural lands, as well as saline and highly saline rangelands. Furthermore, the examination of change trajectories in specific classes such as highly saline rangelands and orchards in an area characterized by high sensitivity to agricultural activities and water resources constitutes another distinguishing feature of this study compared to similar research conducted previously.

Method

The study area is located within the Abyek region in Qazvin Province. Data processing and analysis for land use mapping was conducted using Google Earth Engine as a powerful cloud computing platform. To assess these changes over the period from 1985 to 2025, Landsat satellite imagery (Level-2 Surface Reflectance) with a decadal interval was utilized. The image selection timeframe was from early May to late July of each year, corresponding to the period of peak vegetation growth. Images with cloud cover less than 10% were filtered, and to reduce temporal noise, a median composite was generated from the filtered image collection. The construction of the median composite is intended to represent actual ground surface conditions, meaning that the reflectance values of pixels are computed across the entire temporal range. This method produces a stable and uniform image by eliminating the effects of transient phenomena such as clouds and shadows.

In addition to the spectral bands of the Landsat sensor, various spectral indices were employed to improve the discrimination of land use classes, including NDVI, EVI, SAVI, and MNDWI. The SRTM digital elevation model was also utilized to extract variables such as elevation and slope. Furthermore, to account for the effect of urban development, the GHSL: Global Built-up Surface 1975–2030 (P2023A) dataset was incorporated. Training points were uploaded as Feature Collection within the Google Earth Engine environment. The land use classes employed included "Residential-Industrial", "Rainfed Agriculture", "Irrigated Agriculture", "Orchards", "Rangelands", "Highly Saline Rangelands", "Saline Rangelands" and "Wetlands". Depending on the extent and spatial distribution of each class, between 50 and 200 training polygons were selected for each year. The Random Forest algorithm with 200 trees was employed for land use classification,

utilizing the spectral bands and aforementioned indices as model inputs. The data were split with a ratio of 70% for training and 30% for testing. Finally, as a post-processing step, a Majority filter with a 3×3 neighborhood matrix was applied.

Accuracy assessment is considered an essential component in the land use mapping process using remote sensing data. In this study, overall accuracy, producer's accuracy, user's accuracy, and the Kappa coefficient were evaluated using a confusion matrix and independent validation datasets.

Results

The analysis of area changes in these classes reveals that from 1985 to 2025, Residential-Industrial areas increased by 406.38%, Rainfed Agriculture by 765.47%, Orchards by 615.51%, and Highly Saline Rangelands by 298.90%. In contrast, Irrigated Agriculture decreased by 8.49%, Rangelands by 53.59%, Saline Rangelands by 14.44%, and Wetlands by 75.33%.

The results of the classification accuracy assessment indicate that the Random Forest model, utilizing spectral variables, vegetation indices, and topographic variables, demonstrated acceptable performance in discriminating different land use classes within the study area. The overall classification accuracy across all years examined exceeded 91%, and the Kappa coefficient was above 88%, indicating a high level of agreement between the classification results and ground truth conditions.

Analysis of land use/land cover reveals that residential-industrial areas have increased more than fivefold, mainly due to infrastructure development, industrial and agricultural activities in Abyek County, and proximity to Tehran. Rainfed agricultural lands have experienced a ninefold increase, resulting from self-sufficiency policies for strategic crops such as wheat, as well as water scarcity. In contrast, irrigated agricultural lands have decreased by 9%, and rangelands have declined by more than 50%. Furthermore, very saline rangelands have increased fourfold due to declining groundwater levels, rising temperatures, and increased soil salinity, leading to reduced land productivity and desertification. The region's wetland area has also decreased by 75% because of over-extraction of upstream water resources, drainage schemes, decreased precipitation, and drought, resulting in consequences such as wind erosion and habitat destruction.

Conclusions

The study area, as part of the Qazvin Plain, is considered one of the strategic regions for agricultural production in the country. In this research, utilizing Landsat satellite imagery and integrating spectral indices with Global Human Settlement Layer data, land use change maps were produced at ten-year intervals over a forty-year period. The application of the Google Earth Engine platform and the Random Forest algorithm enabled the analysis of land use changes while achieving high classification accuracy. The combination of upward trends in classes such as Residential-Industrial, Orchards, and Rainfed Agriculture, along with the downward trends in Rangelands and Wetlands, reflects a transformation in land utilization patterns. Population growth, declining water resources, and overexploitation of natural resources are identified as the strategic drivers of these changes. Based on the findings of this study, promoting sustainable agricultural

practices and formulating land use policies aligned with the ecological capacity of the region are imperative. Urban and industrial development should be planned in a manner that prevents the reduction of valuable agricultural and rangeland areas. Ultimately, these measures can steer regional development toward optimal and sustainable utilization of soil and water resources.

فیلر استثنای نقشه