

Using Sentinel radar and optical data in the Google Earth Engine platform to determine the extent of land use changes in Alborz Province

R. Kharazmi * , **Z. MohammadEsmail**, and **M. ChatreNour**

Assistant Prof., Soil and Water Research Institute, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran. r.kharazmi@areeo.a.ir

Researcher, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran. mesmaily_n@yahoo.com

Researcher, Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran. m.chatrenor@areeo.ac.ir

Received: October 2024 and Accepted: February 2025


Abstract

Land cover (LC) maps play a key role in generating accurate data for land resource management. The recent developments in accurate data utilization as well as novel technologies and methods have led to the generation of valuable information useful in extracting remote sensing datasets for application in different fields. In this study, use was made of high-resolution satellite images and up-to-date methodologies to assess LC changes over five-year periods in Alborz Province. To achieve this, LC maps of the study area with the four major land classes of barren, cultivated, and built-up lands as well as water bodies were generated for the two time periods of 2009 and 2023 by combining optical and radar Sentinel images as well as such supplemental data as vegetation indices and Digital Elevation Model (DEM) using the random forest (RF) algorithm. For this purpose, 57 sentinel-2 and 15 sentinel-1 images were exploited for the first time period and 78 Sentinel-2 and 23 Sentinel-1 images for the second within the Google Earth Engine (GEE) cloud computing platform. The overall accuracy values obtained for the two periods were 92.4% and 94.5%, respectively, while the corresponding Kappa coefficients were 0.89 and 0.9. The results showed a decrease of 29.38 KM² in cropland and an increase of 21.4 KM² in Built-Up areas over the past five years. Additionally, barren lands increased by 2.6 KM² over the five-year period, with these changes primarily associated with the southern plains of the study area, which had changed from cultivated to barren land during the second period. In order to determine the trends in increasing built-up areas, the urban land map of the second period was laid on the land use classification obtained for the first period, whereby the extent of changes in each class was determined. The results showed that approximately 55% of the Built-up development had occurred on croplands, indicating a change of 11.74 KM² of the cultivated land into Built-up one. Hence, cropland loss in favor of human built-up land forms a major challenge in IRAN. Obviously, the maps thus prepared might serve as great contributions to land management thereby controlling the growth of human built-up lands, especially in the outskirts of metropolises.

Keywords: Land use Change, Remote Sensing, Random Forest, Satellite Imagery, Machine Learning

* - Corresponding author's email: r.kharazmi@areeo.a.ir
<https://doi.org/10.22092/lmj.2025.367197.368>

تعیین دامنه تغییر کاربری اراضی استان البرز با استفاده از داده‌های راداری و نوری سنتینل در سامانه گوگل ارث انجین

رسول خوارزمی* , زهرا محمداسماعیل و منصور چترنور

استادیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران. r.kharazmi@areeo.ac.ir

محقق، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران. mesmailyn@yahoo.com

محقق، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران. m.chatrenor@areeo.ac.ir

دریافت: مهر ۱۴۰۳ و پذیرش: اسفند ۱۴۰۳

چکیده

نقشه‌های دقیق کاربری اراضی نقش مهمی در تولید اطلاعات مورد نیاز مدیریت منابع اراضی دارند. در سال‌های اخیر استفاده از داده‌های دقیق، فناوری و روش‌های به‌روز، منجر به تولید اطلاعات ارزشمندی در زمینه استخراج داده‌های سنجش‌ازدور در حوزه‌های مختلف علوم طبیعی شده است. هدف از این مطالعه بررسی تغییرات کاربری اراضی استان البرز در یک دوره پنج‌ساله با استفاده تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و روش‌های نوین است. بدین منظور نقشه کاربری اراضی استان مورد مطالعه برای دو دوره ۱۳۹۷ و ۱۴۰۲ با چهار کلاس کاربری اراضی شامل بایر، اراضی زراعی، آب و عوارض انسان‌ساخت بر روی اراضی از تلفیق تصاویر نوری و راداری سنتینل و استفاده از داده‌های کمکی مانند شاخص‌های پوشش-گیاهی و مدل رقومی ارتفاع و با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی تهیه شد. بر همین اساس تعداد ۵۷ تصویر سنتینل-۲ و ۱۵ تصویر سنتینل-۱ برای دوره اول و ۷۸ تصویر سنتینل-۲ و ۲۳ تصویر سنتینل-۱ برای دوره دوم در محیط گوگل ارث انجین پردازش شد. صحت کلی و ضریب کاپا برای دوره اول به ترتیب ۹۲/۴ درصد و ۰/۸۹ و برای دوره دوم ۹۴/۵ درصد و ۰/۹ محاسبه شد. نتایج نشان داد که اراضی زراعی در طی این دوره به میزان ۲۹/۳۸ کیلومترمربع کاهش داشته است و در مقابل اراضی انسان‌ساخت ۲۱/۴ کیلومترمربع رشد داشته است. همچنین، اراضی بایر در دوره پنج‌ساله ۶/۲ کیلومترمربع افزایش داشته است که تغییرات آن مرتبط با دشت‌های جنوبی منطقه مورد مطالعه است که قبلاً تحت کشت بوده‌اند و در دوره دوم تبدیل به اراضی بایر شده‌اند. به‌منظور تعیین جهت توسعه اراضی انسان‌ساخت، لایه اراضی شهری سال ۱۴۰۲ بر روی نقشه کاربری اراضی سال ۱۳۹۷ قرار داده شد و به این ترتیب میزان تغییر کاربری هر کدام از کلاس‌ها به کاربری انسان‌ساخت مشخص شد. نتایج نشان داد که تقریباً ۵۵ درصد از اراضی انسان‌ساخت در این دوره بر روی اراضی زراعی توسعه پیدا نموده‌اند که بیانگر تغییر کاربری ۱۱/۷۴ کیلومترمربعی اراضی زراعی به کاربری انسان‌ساخت است. با توجه به اینکه تغییر کاربری اراضی زراعی یکی از چالش‌های مهم در کشور ما است، تهیه چنین نقشه‌هایی کمک زیادی به مدیریت به‌منظور حفظ و صیانت از اراضی کشاورزی بویژه در حاشیه کلان‌شهرها می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تغییر کاربری اراضی، سنجش‌ازدور، جنگل تصادفی، تصاویر ماهواره‌ای، یادگیری ماشین

* - آدرس ایمیل نویسنده مسئول: r.kharazmi@areeo.ac.ir

نوع مقاله: پژوهشی



مقدمه

رشد جمعیت و به دنبال آن افزایش تقاضا برای غذا یکی از چالش‌های مهم سال‌های اخیر در دنیا است. این در حالی است که در بلندمدت افزایش تقاضا برای غذا منجر به افزایش بهره‌وری از منابع آب‌و خاک می‌شود (Navidi et al., 2023). از سوی دیگر برنامه‌ریزی دقیق میزان نیاز محصولات کشاورزی در یک کشور نیازمند پایش و تولید نقشه‌های سطح زیر کشت دقیق از محصولات است (Ahangarha et al., 2020). در این میان با توسعه شهرها و تغییر کاربری اراضی زراعی و باغی به مسکونی و صنعتی، وجود نقشه‌های دقیق کاربری اراضی نقش مهمی در مدیریت و برنامه‌ریزی حفظ این اراضی بر عهده دارد. یکی از منابع مهم تهیه نقشه‌های کاربری؛ داده‌های سنجنش‌ازدور مانند تصاویر ماهواره‌ای است که امکان استخراج چنین نقشه‌هایی را فراهم می‌آورد. آرشیو غنی، ارسال داده در طول موج‌های مختلف برای ثبت خصوصیات پدیده‌ها و مهم‌تر از آن، قدرت تفکیک مکانی و زمانی این داده‌ها سبب شده است که این داده‌ها مورد استقبال کارشناسان و پژوهشگران قرار گیرد و امکان تهیه نقشه با مقیاس‌های مختلف را فراهم کند (Awad, 2021). علاوه بر این تهیه نقشه‌های کاربری اراضی با استفاده از تصاویر چند زمانه و ترکیب آن با منابع سنجنش‌ازدور دیگر در طول موج‌های مختلف سبب ایجاد نقشه‌هایی با دقت بالاتر می‌شود (Ghorbanian et al., 2020). از سوی دیگر توسعه مدل‌ها و الگوریتم‌های متعدد پردازش تصاویر نیز سبب افزایش کارآمدی این تصاویر در تعیین نوع کاربری اراضی شده است. علی‌رغم اهمیت و ارزش این تصاویر در تهیه نقشه‌های کاربری اراضی، مهم‌ترین چالش در این زمینه، به‌ویژه در مساحت‌های بالا، پیچیدگی محاسباتی و عدم کثرت سامانه‌ها و نرم‌افزارهای تحت ویندوز است؛ اما در سال‌های اخیر توسعه پلتفرم‌های تحت وب علاوه بر تسهیل استفاده کاربران از داده‌های ماهواره‌ای، سبب امکان توسعه الگوریتم‌های مختلف در این حوزه شده است. یکی از این

پلتفرم‌ها، سامانه تحت وب گوگل ارث انجین (GEE) است که با زبان برنامه‌نویسی پایتون امکان انجام تحلیل‌های متعدد بر روی حجم بسیار زیادی داده با صرف زمان بسیار کوتاه را فراهم آورده است (Amani et al., 2020). از جمله ویژگی‌های منحصر به فرد این پلتفرم آرشیو قدرتمند داده‌های ماهواره‌ای رایگان است که سبب تسهیل در انواع پردازش‌های طیفی بر روی پدیده‌های مختلف سطح زمین در زمان‌های متفاوت و قدرت تفکیک مکانی مختلف شده است. علاوه بر آن، طیف وسیعی از داده‌های کمکی مانند داده‌های اقلیمی، توپوگرافی و محیطی در این پلتفرم سبب شده است که GEE به یک از متداول‌ترین پلتفرم مبتنی بر داده ابری توسط محققان مورد استفاده قرار گیرد. در حوزه کشاورزی نیز این سامانه با دارا بودن آرشیو غنی از داده‌های ماهواره‌ای و پروداکت‌های آماده امکان محاسبات مختلف در این حوزه را فراهم نموده است.

روش‌های متعددی برای پردازش تصاویر ماهواره‌ای با هدف تهیه نقشه کاربری اراضی استفاده می‌شود که به‌طور کلی به دو دسته پارامتریک و غیرپارامتریک تقسیم‌بندی می‌شوند (Awad, 2019). در این بین روش‌های غیرپارامتریک مانند روش‌های یادگیری ماشین به دلیل توانایی در تعدیل برخی خطاهای موجود در تصاویر ماهواره‌ای مانند نویزها، توانمندتر از روش‌های پارامتریک هستند (Valero-Carreras et al., 2021).

در ارتباط با کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در پردازش تصاویر ماهواره‌ای با هدف تعیین کاربری اراضی می‌توان به مطالعات هووانگ و همکاران (Huang et al., 2021) اشاره نمود که با استفاده از تصاویر لندست ۸ و الگوریتم جنگل تصادفی نقشه کاربری اراضی شهر پکن در چین را در محیط GEE تهیه نمودند. میزان دقت کلی و ضریب کاپا در این مطالعه به ترتیب ۰/۸۶ و ۰/۸۲ عنوان شده است. در پژوهشی دیگر توسط کاسکینن و همکاران (Koskinen et al., 2019) از داده‌های نوری و راداری سنتینل و همچنین تصاویر رقومی ارتفاعی ماهواره STRM

ماهواره سنتینل یک و سنتینل دو با هدف بررسی تغییرات اراضی زراعی در طی یک دوره پنج‌ساله و تعیین نوع کاربری تغییر یافته آن است. این استان نمونه بارزی از توسعه نامتوازن و تجمیع امکانات در پایتخت و حاشیه آن و تمایل مهاجرت افراد از نقاط مختلف کشور با هدف اشتغال است که بدلیل عدم توانایی آن‌ها در تأمین مسکن در پایتخت، در شهرهای همجوار ساکن می‌شوند. نتیجه چنین بار جمعیتی تمایل مالکان به تغییر کاربری اراضی زراعی خود به سایر کاربری‌های پرسودتر است.

اراضی زراعی این استان به دلیل نزدیکی به پایتخت و همچنین قرارگیری در مسیر مراکز صنعتی مهم کشور، سیر صعودی ارزش کاربری‌های غیرکشاورزی و هزینه بالای تأمین مسکن در پایتخت و در نتیجه آن مهاجرت قشر زیادی از ساکنین پایتخت و شاغلین در بخش خدمات به این استان، تحت تغییرات شدید کاربری اراضی قرار گرفته است و این موضوع به چالشی مهم در از دست رفتن خاک حاصلخیز و تهدید امنیت غذایی تبدیل شده است. تهیه نقشه تغییر کاربری این استان کمک بزرگی به مدیران اجرایی با هدف برنامه‌ریزی و آمایش سرزمین آن می‌کند.

مواد و روش‌ها

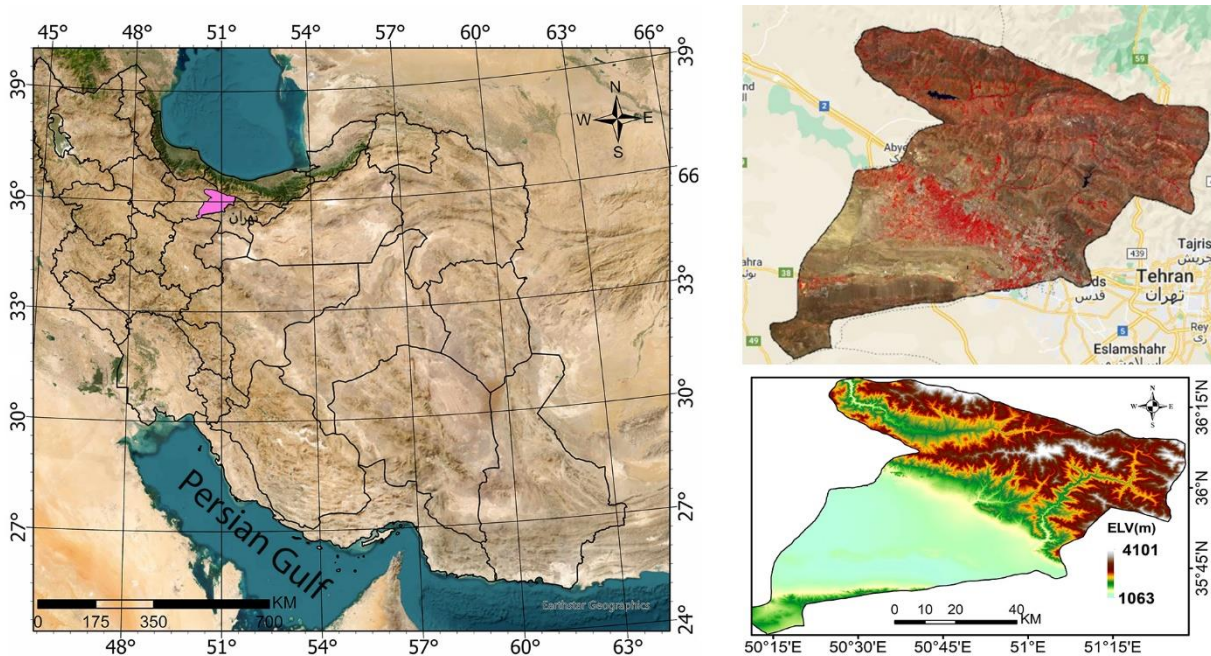
محدوده مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه شامل استان البرز با مساحت ۵۱۲۳ کیلومتر مربع است که در دامنه جنوبی رشته کوه البرز واقع شده است. قسمت شمالی این استان کوهستانی و قسمت جنوبی آن را دشت‌های داخلی فلات ایران در برمی‌گیرد (شکل ۱). این استان از شرق و غرب در مسیر مراکز صنعتی مهم کشور قرار دارد که همین امر سبب تراکم جمعیت از نقاط مختلف کشور در این استان شده است. اقلیم این استان از خشک و نیمه‌خشک در قسمت‌های جنوبی تا مرطوب و بسیار مرطوب در نواحی شمالی آن متغیر است (Kasaei zadegan, 2014).

نقشه کاربری اراضی مناطق مرتفع جنوب غربی تانزانیا را در محیط GEE با دقت کلی ۸۵٪ تهیه نمودند. در مطالعه دیگری توسط نصیری و همکاران (Nasiri et al., 2022) نقشه کاربری اراضی کلانشهر تهران در محیط GEE تهیه شد. در این پژوهش از تصاویر سنتینل-۲ و لندست ۸ و همچنین داده راقومی ارتفاعی استفاده شده است. میزان دقت کلی و ضریب کاپا در این مطالعه به ترتیب ۹۵/۴۸ درصد و ۰/۹۳ گزارش شده است.

علاوه بر این تلفیق داده‌های نوری و راداری (Solórzano et al., 2020; Schulz et al., 2021) و همچنین، استفاده از داده‌های کمکی دیگر مانند شاخص‌های پوشش گیاهی و توپوگرافی (Shafizadeh-Moghadam et al., 2022) نقش قابل توجهی را در بهبود دقت نهایی نتایج دارند. در همین زمینه هالتگراو و همکاران (Holtgrave et al., 2020) با استفاده از شاخص پوشش گیاهی نرمال شده و شاخص آب مستخرج از ماهواره سنتینل ۲ و تلفیق آن با داده‌های راداری ماهواره سنتینل-۱ به استخراج اراضی کشاورزی در شمال غربی کشور آلمان پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از داده‌های کمکی و راداری نقش قابل توجهی در بهبود نتیجه نهایی دارد. در پژوهشی دیگر آبرا و همکاران (Abera et al., 2022) نیز از روشی مشابه روش قبل به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی در کنیا پرداختند. نتایج این پژوهش نشان داد که تلفیق شاخص‌های پوشش گیاهی و توپوگرافی با داده‌های راداری تا ۹۵ درصد دقت مطالعه را بالا برده است. در ایران نیز نصیری و همکاران (Nasiri et al., 2022) با تلفیقی از تصاویر سنتینل-۲، لندست ۸ و استفاده از داده‌های جانبی توپوگرافی و شاخص‌های پوشش گیاهی نقشه کاربری اراضی شهر تهران را تهیه نمودند. این پژوهش نشان داد که استفاده از داده‌های کمکی نقش قابل توجهی را در تفکیک پدیده‌ها دارد.

هدف از این پژوهش تهیه نقشه دقیق تغییرات کاربری اراضی استان البرز با استفاده از تصاویر سری زمانی



شکل ۱- محدوده مورد مطالعه به همراه تصویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ و مدل رقومی ارتفاعی منطقه
Figure 1- Location of study area with Sentinel-2 False color composite and Elevation changes

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش با هدف تهیه نقشه کاربری اراضی استان البرز بین در بازه زمانی ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۲، از تصاویر ماهواره سنتینل-۲ استفاده شده است. این ماهواره با قدرت تفکیک مکانی بالا (۱۰ متر) جزو ماهواره‌های چندطیفی با قدرت تفکیک بالا دسته‌بندی می‌شود و در سیزده باند طیفی در طیف‌های مرئی، مادون قرمز، لبه قرمز و مادون قرمز طول موج کوتاه به ارسال اطلاعات می‌پردازد (Nasiri et al., 2022). تصاویر تصحیح شده این ماهواره در سطح بازتاب سطحی (Surface Reflectance) از سال ۱۳۹۶ در آرشیو پلتفرم GEE (با شناسه: COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED) در دسترس است. با توجه به پژوهش‌های گذشته، فقط شش باند این ماهواره در تهیه نقشه کاربری اراضی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Amani et al., 2018; Ghorbanian et al., 2020). بنابراین در این پژوهش نیز از شش باند آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر و همچنین باند لبه قرمز و مادون قرمز طول موج کوتاه با قدرت تفکیک مکانی ۲۰ متر استفاده شده است. مطالعات گذشته نشان داده‌اند که استفاده از باندهای لبه قرمز نقش

کارآمدی در تفکیک تیپ‌های پوشش گیاهی مانند اراضی زراعی و مرتعی را دارد (Immitzer et al., 2016; Ghayour et al., 2021). علاوه بر آن، از تصاویر راداری سنتینل-۱ نیز با هدف بهبود طبقه‌بندی استفاده شده است. پژوهش‌ها نشان می‌دهد که استفاده از تصاویر راداری نقش قابل توجهی را در تفکیک پیکسل‌های اراضی مسکونی از سایر کاربری‌ها دارد (Hu et al., 2021). تصاویر این ماهواره با دو پلاریزه VV و VH از سال ۱۳۹۳ در پلتفرم GEE (با شناسه: COPERNICUS/S1_GRD) در دسترس است و دارای سنسور راداری در موج C هستند. دسترسی رایگان و پوشش کامل کره زمین از جمله مزیت‌های مهم این ماهواره با رادار دیافراگم مصنوعی (Synthetic Aperture Radar) یا به اختصار SAR است (Mullissa et al., 2021).

داده‌های کمکی

علاوه بر تصاویر ماهواره‌ای، با هدف تفکیک دقیق کاربری‌های اراضی از شاخص‌های پوشش گیاهی نیز استفاده شده است. این شاخص‌ها با محاسبه نسبت بین دو یا بیش از دو باند طیفی، توانایی تفکیک پدیده‌های مختلف

کاربری اراضی در کل جهان را در برمی‌گیرد که به‌عنوان داده کمکی مهم در طبقه‌بندی بازه‌های زمانی بدون داده زمینی مورد استفاده محققین قرار گرفته است (Lin et al., 2023; Kumari et al., 2024). در مطالعات پیشین نیز از این روش برای نمونه‌برداری در بازه‌های زمانی بدون داده زمینی استفاده شده است (Kharazmi et al., 2018; Ghorbanian et al., 2020; Nasiri et al., 2022). این پژوهش چهار کلاس کاربری اصلی در دو دوره مورد بررسی شناسایی و تحلیل شد. در مجموع ۹۲۰ پلیگون به‌عنوان نمونه زمینی از چهار کاربری مختلف برداشت شد (جدول ۱). برخی مطالعات عنوان شده است که مساحت نمونه‌های برداشت‌شده بایستی تقریباً ۰/۲۵ درصد کل مساحت منطقه مورد مطالعه باشد (Thanh Noi et al., 2017; Nasiri et al., 2022) که در این پژوهش نیز این مسئله مورد توجه قرار گرفته است.

نمونه‌های برداشت‌شده به‌صورت تصادفی به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند که هر کدام به ترتیب ۶۰ و ۴۰ درصد نمونه‌ها را شامل می‌شوند. لازم به توضیح است که در تقسیم‌بندی نمونه‌ها در هر کاربری توازن بین تعداد و مساحت پلیگون‌های نمونه‌برداری شده رعایت گردید.

روش کار

سلسله مراتب روش کار در شکل ۲ نمایش داده شده است.

مانند گیاه، آب و اراضی انسان‌ساخت را دارد. در این مطالعه با هدف بهبود طبقه‌بندی از شاخص پوشش گیاهی نرمال شده NDVI (Huang et al., 2021)، شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته EVI (Gurung et al., 2009)، شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌کننده اثر خاک SAVI (Huete, 1988)، شاخص تفاضل آب نرمال شده NDWI (Gao, 1996) و شاخص تفاضلی یکنواخت شده شهری NDBI (Zha et al., 2003) به‌عنوان داده‌های کمکی استفاده شده است. علاوه بر آن، از مشتقات مدل رقومی ارتفاعی (DEM) ماهواره STRM با دقت تقریباً سی متر نیز استفاده شد. این داده نقش مهمی را در تفکیک پدیده‌ها در مناطق دارای پستی و بلندی و به دنبال آن بهبود کیفیت طبقه‌بندی دارد (Pizarro et al., 2022).

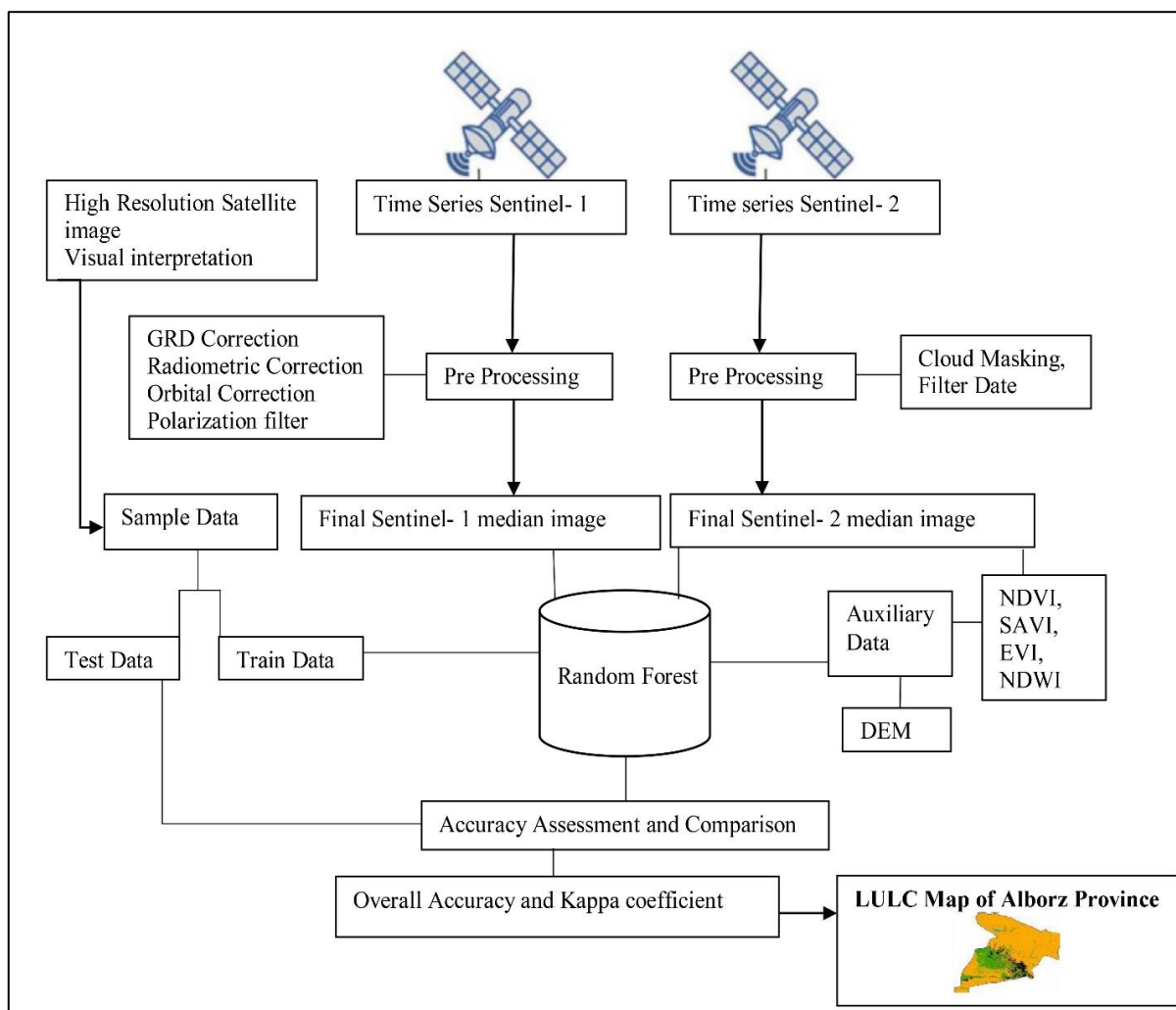
داده‌های زمینی

به‌منظور طبقه‌بندی کاربری اراضی در محدوده مورد مطالعه در دو دوره زمانی، در ابتدا پدیده‌های اصلی کاربری با تفسیر چشمی و انعکاس طیفی شناسایی شد. سپس با استفاده از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا موجود در آرشیو گوگل ارث، انعکاس طیفی پدیده‌ها و پروداکت جهانی کاربری اراضی سنجنده مادیس (<https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd12q1v061>) برای کاربری‌های مختلف نمونه‌برداری صورت گرفت. لازم به توضیح است که این پروداکت از سال ۲۰۰۰ میلادی تا سال ۲۰۲۲ میلادی با قدرت تفکیک ۵۰۰ متری نقشه سالانه

جدول ۱- شرح کاربری‌های اراضی در محدوده مورد مطالعه

Table 1 – Main land cover of study area

کلاس کاربری	شرح	1397 تعداد نمونه (پلیگون)	1402 تعداد نمونه (پلیگون)
اراضی زراعی	کلیه اراضی تحت کشت شامل دیم و آبی و باغات	300	300
اراضی بایر	اراضی بدون پوشش شامل اراضی شور و رخنمون‌های سنگی، مراتع و اراضی غیر زراعی	400	400
آب	منابع آبی شامل سدها و رودخانه	70	70
انسان‌ساخت	کاربری‌های ساخته شده بدست انسان مانند ساختمان، جاده و ...	150	150



شکل ۲- نمودار جریان‌ی مراحل انجام کار

Figure 2- Flowchart of metrology for LC classification of study area

تصویر واحد بدون ابر برای کل محدوده مورد مطالعه استفاده شد. تابع میانه همچنین منجر به حذف نویز، پیکسل‌های بسیار تاریک و بسیار روشن که ممکن است بدلیل سایه و مه‌آلودگی رخ دهند، می‌شود (Amani et al., 2019).

تصاویر سنتینل یک نیز قبل از اعمال در مراحل طبقه‌بندی نیازمند پیش‌پردازش‌هایی شامل تصحیح فایل مدار (Orbit file Correction)، تصحیح نویز اسپیکل، اعمال فیلتر پلازیره، تصحیح GRD (Ground Range Detected SAR backscattering) و تبدیل ارزش‌های عددی پیکسل‌ها به ضرایب بک اسکتر (SAR coefficients) از طریق تصحیح رادیومتریک است (Kakooei et al., 2018). پس از اعمال فیلترهای مدنظر،

بدین منظور در ابتدا تصاویر سنتینل دو در محیط GEE فراخوانی شدند. برای دو دوره ۱۳۹۷ و ۱۴۰۲ کلیه تصاویر مربوط به چهار ماه اول سال (فروردین تا تیرماه) فراخوانی شدند. دلیل انتخاب این بازه زمانی انطباق آن با فصل کشت اراضی زراعی و سبزینگی کافی پدیده‌های دیگر مانند مراتع و اراضی باغی و زراعی است. با توجه به اهمیت حضور ابر در تصاویر نوری، در ابتدا مراحل پیش-پردازش مانند فیلتر ابر زیر ده درصد و اعمال کد ماسک ابر بر روی تصاویر صورت گرفت و بدین ترتیب تمامی تصاویری که بیش از ده درصد ابر داشتند، از محاسبات حذف شدند. در مجموع ۵۷ تصویر برای دوره اول و ۷۸ تصویر برای دوره دوم بر اساس فیلترهای اعمال‌شده در دسترس بود. در نهایت از تابع میانه به‌منظور تولید یک

صحت طبقه‌بندی

به‌منظور استخراج چهار کلاس کاربری اراضی، ۶۰ درصد نمونه‌ها در الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی تعیین شده در هر دوره مورد استفاده قرار گرفتن بر اساس مطالعات پیشین (Abdullah et al., 2019; Piao et al., 2021) مدل جنگل تصادفی با تعداد ۵۰۰ درخت تصمیم (ntree) به‌منظور تهیه نقشه کاربری اراضی در منطقه مورد مطالعه اعمال گردید. ارزیابی دقت کلی طبقه‌بندی بر اساس دو فاکتور صحت کلی و ضریب کاپا برای هر دوره بر اساس نتیجه خروجی از داده‌های آموزشی و مقایسه آن با داده‌های آزمایشی مورد بررسی قرار گرفت. ضریب کاپا بیانگر میزان تطابق داده‌های طبقه‌بندی با داده‌های واقعیت زمینی است و نشان‌دهنده میزان همبستگی بین صحت کلی با واقعیت زمینی است. حالت ایده‌آل طبقه‌بندی زمانی است که مقادیر ضریب کاپا و صحت کلی بالا باشند (رودگرمی، ۱۴۰۳).

$$K = \frac{A-B}{1-B} \quad (1)$$

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m P_{ii} \quad (2)$$

$$B = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^m P_{i0} \times P_i \quad (3)$$

در این معادلات K: ضریب کاپا، A: صحت کلی طبقه‌بندی، B: معادل توافق شانس، P_{ii} معادل عناصر قطر اصلی ماتریس، P_{i0} مجموع عناصر، m: تعداد طبقات و N: تعداد کل نمونه‌ها در جدول ماتریکس خطا است. میزان ضریب کاپا بین صفر و یک متغیر است که هرچه این ضریب به یک نزدیک‌تر باشد، بیانگر دقت بیشتر و همسویی نتایج با واقعیت زمینی است. با توجه به اینکه در مطالعات پیشین (Bayati and Amirian, 2022; Nasiri et al.; Roudgarmi, 2022) دقت طبقه‌بندی در مطالعات کاربری اراضی با دو فاکتور ضریب کاپا و صحت کلی محاسبه شده است، در این پژوهش نیز از همین دو فاکتور استفاده شد.

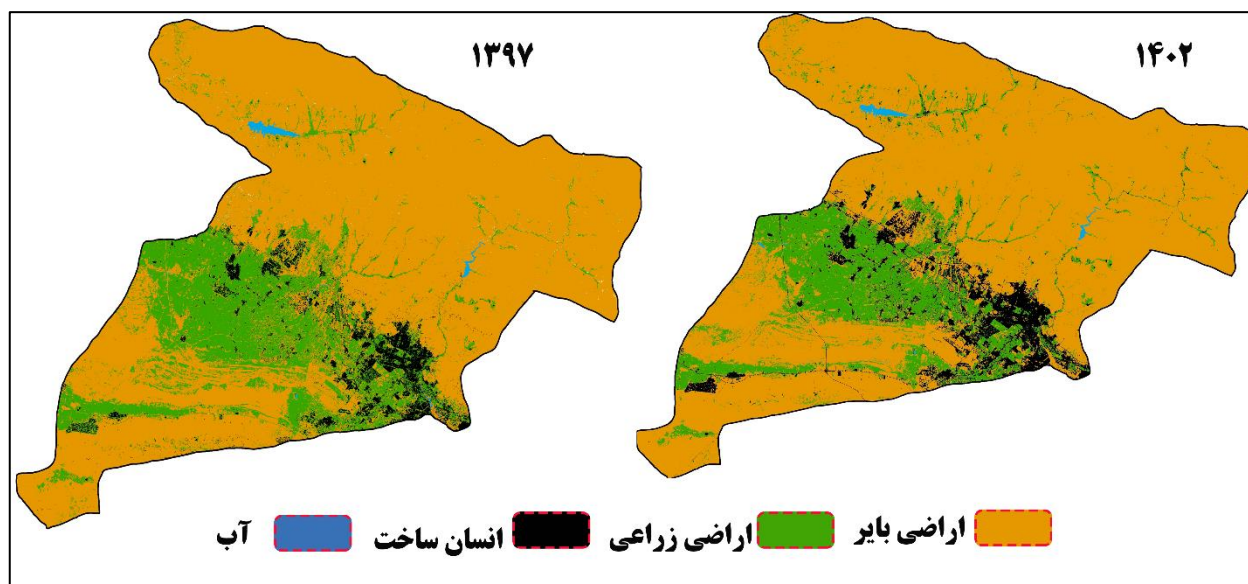
نتایج و بحث

شکل شماره ۳، نقشه طبقه‌بندی منتج از تصاویر سنتینل ۲ را در دو دوره مورد بررسی نشان می‌دهد.

۱۵ تصویر برای دوره اول و ۲۳ تصویر برای دوره دوم در دسترس بود. در نهایت با اعمال تابع میانه یک تصویر واحد برای کل محدوده مورد مطالعه برای هر دوره زمانی ایجاد شد. این تابع سبب تولید یک تصویر راداری مرکبی می‌نماید که مستعد تغییرات حداقلی در تصاویر دریافتی از سنجنده هستند (Anchang et al., 2020).

طبقه‌بندی

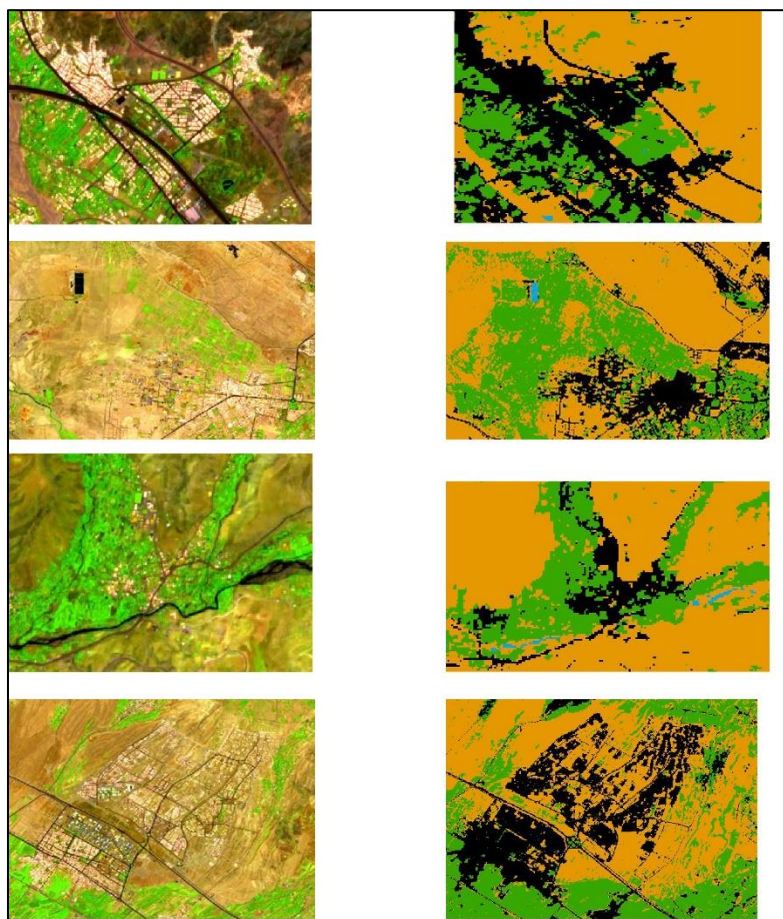
الگوریتم‌های متنوع یادگیری ماشین در محیط GEE با هدف طبقه‌بندی قابل استفاده است. یکی از الگوریتم‌های کارآمد در این زمینه روش جنگل تصادفی است که یک روش غیرپارامتریک و مبتنی بر دسته‌ای از درختان تصمیم است. در این حالت تعداد زیادی درخت تصمیم در این مدل توسعه داده می‌شود و بر این اساس پیکسل طبقه‌بندی نشده بر اساس ویژگی‌هایی که حمل می‌کند، به یک کلاس تخصیص داده می‌شود. در این حالت پیکسل مجهول از میان X درخت عبور داده می‌شود و تخصیص این پیکسل به یکی از کلاس‌ها در میان درختان تصمیم وزن‌دهی می‌شود و هر درخت تصمیم میزان وزن پیکسل به هر کلاس را ارائه می‌کند و در نهایت این پیکسل به کلاسی تعلق می‌گیرد که دارای وزن‌دهی بیشتری توسط درختان تصمیم باشد. این مدل در ارتباط با نویزها و بیش-برازش شدت مقاوم بوده و به همین دلیل در پردازش داده‌های سنگین بسیار کارآمد است (Teluguntla et al., 2018). در سال‌های اخیر مطالعات زیادی در ارتباط با پتانسیل و کارآمدی این الگوریتم در تهیه نقشه‌های کاربری اراضی صورت گرفته است (Talukdar et al., 2020; Akar et al., 2022; Ghorbanian et al., 2022; Zafar et al., 2024)؛ بنابراین در این مطالعه نیز از همین الگوریتم برای طبقه‌بندی کلاس اراضی استفاده شد.



شکل ۳- نقشه کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه در دوره مورد بررسی
Figure 3- Land cover map of Study area in two time series of study

شهری به‌خوبی از اراضی بایر و مناطق کوهستانی تفکیک شده است که بیانگر دقت طبقه‌بندی الگوریتم جنگل تصادفی و مؤثر بودن داده‌های کمکی مانند شاخص‌های پوشش گیاهی است که نتایج مطالعات انجام‌شده پیشین نیز تأیید کننده اهمیت این شاخص‌ها در ارتقای دقت طبقه‌بندی است (Polykretis et al., 2020; Madasa et al., 2021). همچنین، عدم خطای مدل در تفکیک پدیده‌های دارای سایه از منابع آبی نیز بیانگر اهمیت استفاده از داده‌های کمکی توپوگرافی در ارتقای دقت طبقه‌بندی است. مطالعات انجام‌شده در همین راستا نیز بیانگر اهمیت این داده کمکی در ارتقای طبقه‌بندی است (Sang et al., 2021; Yang et al., 2023). همچنین پژوهش انجام‌شده توسط رافین و همکاران (Rufin et al., 2019) نیز بیانگر اهمیت بالای داده‌های راقومی ارتفاعی در افزایش صحت کلی طبقه‌بندی در الگوریتم جنگل تصادفی است.

میزان دقت کلی طبقه‌بندی در دو دوره ۱۳۹۷ و ۱۴۰۲ به ترتیب ۹۲/۴ درصد و ۹۴/۵ درصد و ضریب کاپا برای این دو دوره به ترتیب ۰/۸۹ و ۰/۹ محاسبه شد. مقادیر این شاخص‌ها بیانگر این هستند که روش اتخاذ شده برای طبقه‌بندی از دقت قابل قبولی برخوردار است. با یک بررسی چشمی در نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که این روش در طبقه‌بندی تصاویر در محدوده‌های بزرگ و دستیابی به نتایج قابل اتکا توانمند است (شکل ۴). به‌عنوان مثال تفکیک قابل قبول اراضی زراعی و باغی از مراتع در قسمت‌های جنوبی و شمالی منطقه و همچنین اراضی انسان‌ساخت در اطراف منابع آبی از کلاس آب بیانگر دقت نتایج به دست آمده است. شکل شماره چهار به‌روشنی یک دید کلی از دقت طبقه‌بندی در نقاط مختلف منطقه مورد مطالعه را به دست می‌دهد و به‌روشنی تفکیک عوارض در کلاس‌های مختلف را نشان می‌دهد. علاوه بر این، اراضی



شکل ۴- نمونه‌ای از قطعات تصویر خام و نتیجه طبقه‌بندی آن در منطقه مورد مطالعه
 Figure 4- the samples of based image and classification results in the study area

جدول ۲- تغییرات مساحت کلاس‌های کاربری اراضی در دوره مورد مطالعه به کیلومتر مربع

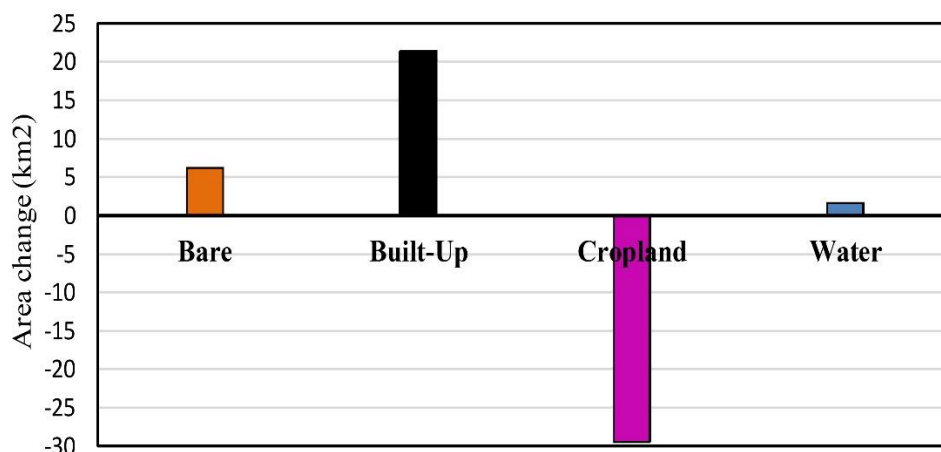
Table 2- Area change of land cover classes in the study period in KM ²		کلاس کاربری
1402	1397	
3954.6	3948.4	اراضی بایر
831.88	861.18	اراضی زراعی و باغی
319.9	298.5	اراضی انسان ساخت
17.5	15.8	آب

به نتایج کلاس‌بندی مرتبط با تغییر کاربری به کلاس انسان‌ساخت است که افزایش ۲۱/۴ کیلومتر مربعی این کاربری بیانگر این مطلب است. همان‌طور که نتایج در شکل سه نشان می‌دهند، اراضی انسان‌ساخت و اراضی زراعی در کنار یکدیگر و در نوار مرکزی استان البرز متراکم شده‌اند. از سوی دیگر عبور راه‌های مواصلاتی به شهرک‌های صنعتی اطراف، از جمله تهران، از همین ناحیه نیز سبب شده است که بارگذاری ساخت‌وساز در همین نوار میانی که اراضی زراعی و باغی در آن متراکم شده‌اند، رخ دهد.

جدول شماره ۲ به تفکیک عوارض، مساحت هر کدام از کاربری‌ها را در دو دوره مورد بررسی نشان می‌دهد. با توجه به نتایج، اراضی بایر در دوره پنج‌ساله ۶/۲ کیلومتر مربع افزایش داشته است که تغییرات آن مرتبط با دشت‌های جنوبی منطقه مورد مطالعه است که قبلاً تحت کشت بوده‌اند و در دوره دوم تبدیل به اراضی بایر شده‌اند. همچنین، تغییرات کلاس اراضی زراعی نیز در این دوره پنج‌ساله چشمگیر است و به میزان ۲۹/۸ کیلومتر مربع کاهش پیدا کرده است (شکل ۵) که بخش عمده آن با توجه

۳۰۰ هکتار تغییر کاربری در این ارتباط رخ می‌دهد (Mohammad Esmaeil, 2010).

مطالعه انجام‌شده در محدوده شهر کرج در سال‌های پیش نیز بیانگر این است که اراضی مرغوب اطراف این شهر در حال تبدیل به اراضی انسان‌ساخت است که سالانه معادل



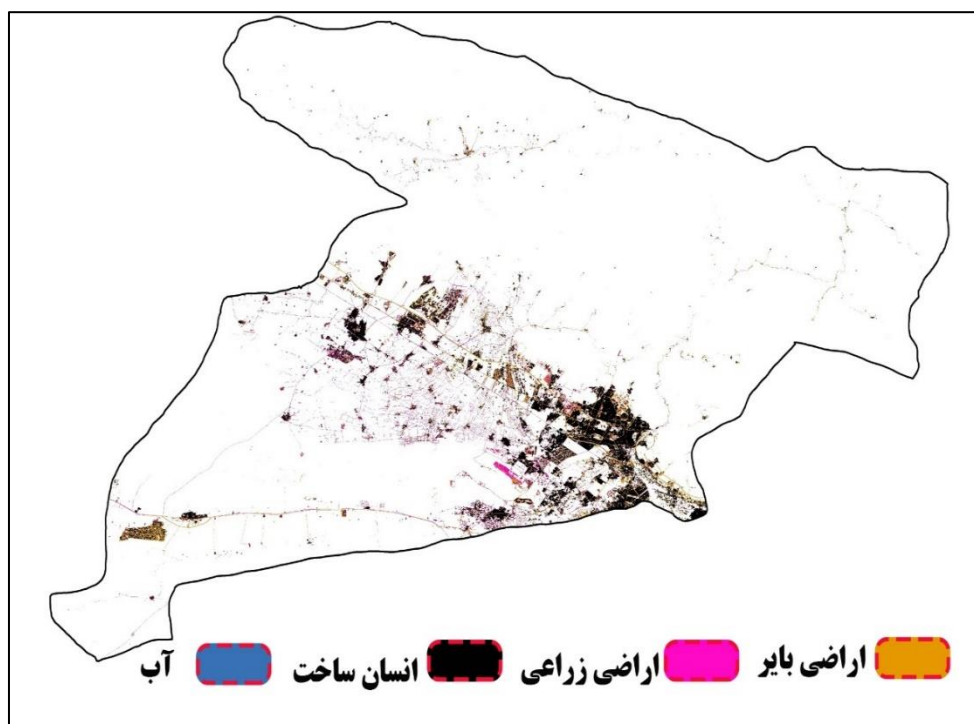
شکل ۵- تغییرات مساحت کلاس‌های کاربری اراضی در دوره پنج‌ساله
Figure 5- Change of land cover classes area in five years period

بررسی ۹/۴۹ کیلومترمربع معادل ۹۴۹ هکتار است که بخشی از آن به صورت لکه‌هایی در نواحی کوهستانی شمال منطقه قابل رؤیت است و بیانگر توسعه مناطق ییلاقی و روستایی این مناطق است. کلاس کاربری آب نیز به میزان ۱۵ هکتار تغییر کاربری داشته است که بخشی از آن با توسعه ویلاسازی در حاشیه سدها و منابع آب سطحی تغییر کاربری یافته است و بخش دیگر نیز نوسانات تغییر حجم دریاچه سدها مرتبط است.

در این مطالعه نقشه تغییر کاربری اراضی استان البرز در یک دوره پنج‌ساله با دقت ده متر تهیه شد. بررسی تغییرات کاربری در دو دوره مطالعاتی بیانگر این مطلب است که اراضی زراعی و باغی به سرعت در حال تغییر کاربری هستند.

به‌منظور درک بهتر میزان تغییرات کاربری‌های اراضی در دوره پنج‌ساله مورد بررسی، لایه ساخت‌وساز در سال ۱۴۰۲ فیلتر شد و بر روی نتایج طبقه‌بندی سال ۱۳۹۷ قرار داده شد. این روش درک بهتری از میزان تغییرات کاربری‌ها را در دوره‌های مختلف به دست می‌دهد (Kharazmi et al., 2016).

شکل شماره ۶ به صورت بصری مقادیر تغییر کاربری‌های مختلف به اراضی انسان‌ساخت را نشان می‌دهد. بر این اساس ۱۱/۷۴ کیلومترمربع (معادل ۱۱۷۴ هکتار) از اراضی زراعی در طی دوره پنج‌ساله به کاربری ساخت‌وساز تغییر پیدا کرده‌اند که بخش قابل توجه آن در نوار مرکزی استان و در حاشیه آزاد راه تهران- قزوین و باغات کرج قرار گرفته است. این در حالی است که میزان تغییرات اراضی بایر به کاربری انسان‌ساخت در دوره مورد



شکل ۶- نقشه تغییرات کاربری‌های مختلف به کاربری انسان‌ساخت در طی دوره پنج‌ساله مورد مطالعه
Figure 6- The map of land cover changes to Built-Up during five years study

تصاویر ماهواره‌ای، نقشه تغییرات پنج سال اخیر استان البرز تهیه شده است که چشم‌انداز هشداردهنده‌ای از روند تخریب اراضی زراعی و باغی این استان و جهت گسترش اراضی انسان‌ساخت را ترسیم می‌کند که می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های آتی مدیران اجرایی سودمند واقع شود.

تشکر و قدردانی

این مقاله از طرح پژوهشی به شماره فپیاک ۹۸۰۵۳۹-۰۱۸-۱۰-۱۰۰-۰ در موسسه تحقیقات خاک و آب کشور استخراج شده است. بدین وسیله نویسندگان بر خود لازم می‌دانند مراتب تشکر صمیمانه خود را از حمایت‌های موسسه تحقیقات خاک و آب کشور بعمل آورند.

تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافی وجود ندارد و این مسئله مورد تأیید نویسنده مقاله است.

رشد و توسعه مناطق مسکونی، شهرک‌های اقماری، صنعتی و کشاورزی سبب از دست رفتن خاک حاصلخیز اراضی مناسب کشاورزی در این استان شده است. تمرکز صنایع در اطراف پایتخت و همجواری این استان با استان‌های صنعتی، سوددهی بسیار پایین‌تر کاربری‌های کشاورزی و باغی نسبت به کاربری صنعتی و مسکونی و خرده مالکی از جمله عوامل مهم مؤثر در تشدید تغییر کاربری اراضی زراعی در این استان می‌باشند. در همین راستا برنامه‌ریزی دقیق و مدیریت کارآمد نقش مهمی را در حفظ خاک حاصلخیز و اراضی کشاورزی دارند. این امر در کنار وجود داده‌های به روز و قابل اتکا امکان‌پذیر است. پایش مستمر تغییرات با فناوری‌های موجود از جمله داده‌های سنجش‌ازدور و التزام دستگاه‌های اجرایی بر تمکین از قوانین حفظ کاربری راضی و همچنین، امکان‌سنجی توسعه کاربری‌های انسان‌ساخت در مناطقی خارج از اراضی زراعی و باغی از جمله اقدامات مؤثر در حفظ خاک حاصلخیز و اراضی قابل کشت است. در پژوهش حاضر با تکیه بر داده‌های سنجش‌ازدور و روش‌های نوین طبقه‌بندی

Reference

1. Abdullah, A.Y.M., Masrur, A., Adnan, M.S.G., Baky, M., Al, A., Hassan, Q.K., Dewan, A. 2019. Spatio-Temporal Patterns of Land Use/Land Cover Change in the Heterogeneous Coastal Region of Bangladesh between 1990 and 2017. *Remote Sensing*, 11, 790. <https://doi.org/10.3390/rs11070790>
2. Abera, T.A., Vuorinne, I., Munyao, M., Pellikka, P.K. and Heiskanen, J., 2022. Land cover map for multifunctional landscapes of Taita Taveta County, Kenya, based on Sentinel-1 radar, Sentinel-2 optical, and topoclimatic data. *Data*, 7(3): 36. <https://doi.org/10.3390/data7030036>
3. Ahangarha, M, Saadat Seresht, M, Shahhoseini, R, Seyyedi, S.T., 2020. Crop Land Change Monitoring Based on Deep Learning Algorithm Using Multi-temporal Hyperspectral Images. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 10 (2): 79-89 (In Persian)
4. Amani, M., Ghorbanian, A., Ahmadi, S.A., Kakooei, M., Moghimi, A., Mirmazloumi, S.M., Moghaddam, S.H.A., Mahdavi, S., Ghahremanloo, M., Parsian, S. and Wu, Q., 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. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3021052>
5. Amani, M., Salehi, B., Mahdavi, S., Brisco, B., 2018. Spectral analysis of wetlands using multi-source optical satellite imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 144: 19-36. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.07.005> Awad, M.M., Alawar, B. and Jbeily, R., 2019. A new crop spectral signatures database interactive tool (CSSIT). *Data*, 4(2): 77. <https://doi.org/10.3390/data4020077>
6. Deiss, L., Margenot, A.J., Culman, S.W. and Demyan, M.S., 2020. Tuning support vector machines regression models improves prediction accuracy of soil properties in MIR spectroscopy. *Geoderma*, 365: 114227. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114227>
7. 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):257-66. [https://doi.org/10.1016/S00344257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S00344257(96)00067-3)
8. Ghayour, L.; Neshat, A.; Paryani, S.; Shahabi, H.; Shirzadi, A.; Chen, W.; Al-Ansari, N.; Geertsema, M.; Pourmehdi Amiri, M.; Gholamnia, M., 2021. Performance Evaluation of Sentinel-2 and Landsat 8 OLI Data for Land Cover/Use Classification Using a Comparison between Machine Learning Algorithms. *Remote Sens*, 13, 1349. <https://doi.org/10.3390/rs13071349>
9. Ghorbanian, A., Kakooei, M., Amani, M., Mahdavi, S., Mohammadzadeh, A. and 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>
10. Gurung, R.B., Breidt, F.J., Dutin, A. and 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>
11. Holtgrave, A.K., Röder, N., Ackermann, A., Erasmi, S. and 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>
12. Hu B, Xu Y, Huang X, Cheng Q, Ding Q, Bai L, Li Y., 2021. Improving urban land cover classification with combined use of sentinel-2 and sentinel-1 imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(8):533. <https://doi.org/10.3390/ijgi10080533>
13. Huang, S., Tang, L., Hupy, J.P., Wang, Y. and 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>
14. Immitzer, M., Vuolo, F., Atzberger, C., 2016. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. *Remote Sens*, 8: 166. <https://doi.org/10.3390/rs8030166>

15. Kasaei zadegan, A.S., 2014. Drought analysis of Alborz province with SPI method, 1th international conference of Geographic science, Abadeh (In Persian).
16. Kharazmi, R., Panidi, E.A. and Karkon, V.M., 2016. Assessment of dry land ecosystem dynamics based on time series of satellite images. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 13(5): 214-223 (In Russian).
17. Kharazmi, R., Tavili, A., Rahdari, M.R., Chaban, L., Panidi, E. and Rodrigo-Comino, J., 2018. Monitoring and assessment of seasonal land cover changes using remote sensing: A 30-year (1987–2016) case study of Hamoun Wetland, Iran. *Environmental monitoring and assessment*, 190: 1-23. <https://doi.org/10.1007/s10661-018-6726-z>
18. Koskinen, J., Leinonen, U., Vollrath, A., Ortmann, A., Lindquist, E., d'Annunzio, R., Pekkarinen, A., Käyhkö, N., 2019. Participatory mapping of forest plantations with Open Foris and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 148:63-74. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.12.011>
19. Laban, N., Abdellatif, B., Ebeid, H.M., Shedeed, H.A. and Tolba, M.F., 2019. Machine learning for enhancement land cover and crop types classification. *Machine learning paradigms: theory and application*, 71-87. https://doi.org/10.1007/978-3-030-02357-7_4
20. Madasa, A., Orimoloye, I.R. and 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>
21. Mohammad esmaeil,Z., 2010. Monitoring land use\ land cover changes in karaj by applying remote sensing. *Iranian journal of soil research (formerly soil and water sciences)*, 24(1): 81-88 (In Persian).
22. Mullissa, A., Vollrath, A., Odongo-Braun, C., Slagter, B., Balling, J., Gou, Y., Gorelick, N. and Reiche, J.,2021. Sentinel-1 SAR backscatter analysis ready data preparation in google earth engine. *Remote Sensing*, 13(10): 1954. <https://doi.org/10.3390/rs13101954>
23. Nasiri, V., Deljouei, A., Moradi, F., Sadeghi, S.M.M. and Borz, S.A., 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. <https://doi.org/10.3390/rs14091977>
24. Navidi, M.N., Asadi Rahmani, H., Chatrenour, M., Kharazmi, R., Jamshidi, M., Ziaee Javid, A., MohamadEsmaeil, Z., ebrahimi meymand, F, 2023. Changes in Agricultural Land Use as a Threat to Food Security, *Land Management Journal*, 11(2): 229-248 (In Persian).
25. Piao, Y.; Jeong, S.; Park, S.; Lee, D., 2021. Analysis of Land Use and Land Cover Change Using Time-Series Data and Random Forest in North Korea. *Remote Sensing*, 13, 3501. <https://doi.org/10.3390/rs13173501>
26. Polykretis, C., Grillakis, M.G., Alexakis, D.D., 2020. Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece. *Remote Sensing*, 12(2): 319. <https://doi.org/10.3390/rs12020319>
27. Rufin, P., Frantz, D., Ernst, S., Rabe, A., Griffiths, P., Özdoğan, M., Hostert, P., 2019. Mapping Cropping Practices on a National Scale Using Intra-Annual Landsat Time Series Binning. *Remote Sensing*, 11, 232. <https://doi.org/10.3390/rs11030232>
28. Sang, X., Guo, Q., Wu, X., Xie, T., He, C., Zang, J., Qiao, Y., Wu, H. and Li, Y., 2021. The effect of DEM on the land use/cover classification accuracy of landsat OLI images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49: 1507-1518. <https://doi.org/10.1007/s12524-021-01318-5>
29. Schulz, D., Yin, H., Tischbein, B., Verleysdonk, S., Adamou, R. and Kumar, N., 2021. Land use mapping using Sentinel-1 and Sentinel-2 time series in a heterogeneous landscape in Niger, Sahel. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 178, pp.97-111. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.06.005>
30. Shafizadeh-Moghadam, H., Minaei, F., Talebi-khiyavi, H., Xu, T. and Homaei, M., 2022. Synergetic use of multi-temporal Sentinel-1, Sentinel-2, NDVI, and topographic factors for estimating soil organic carbon. *Catena*, 212: 106077. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106077>

31. Shojaeian, A., Mokhtari Chelche, S., Keshtkar, L., Soleymani rad, E., 2015. Comparing the Performance of Parametric and Nonparametric Methods in Land Cover Classification using Landsat-8 Satellite Images (Case study: A part of Dezful city), Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR), 24(93): 53-64 (In Persian).
32. Solórzano, J.V., Mas, J.F., Gao, Y. and Gallardo-Cruz, J.A., 2021. Land use land cover classification with U-net: Advantages of combining sentinel-1 and sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 13(18): 3600. <https://doi.org/10.3390/rs13183600>
33. Teluguntla, P., Thenkabail, P.S., Oliphant, A., Xiong, J., Gumma, M.K., Congalton, R.G., Yadav, K., Huete, A., 2018. A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 144: 325–340. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.07.017>
34. Thanh Noi, P., Kappas, M., 2017. Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for and Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery. *Sensors*, 18, 18. <https://doi.org/10.3390/s18010018>
35. Valero-Carreras, D., Aparicio, J. and Guerrero, N.M., 2021. Support vector frontiers: A new approach for estimating production functions through support vector machines. *Omega*, 104: 102490. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102490>
36. Yang, J., Xu, J., Lv, Y., Zhou, C., Zhu, Y. and Cheng, W., 2023. Deep learning-based automated terrain classification using high-resolution DEM data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 118: 103249. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103249>
37. Zha, Y., Gao, J. and Ni, S., 2003. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International journal of remote sensing*, 24(3): 583-594. <https://doi.org/10.1080/01431160304987>