

Performance Comparison of Random Forest and Support Vector Machine Algorithms for Land Use Change Monitoring in the Samian Watershed (2015–2024) Using Remote Sensing Data in Google Earth Engine

Sayyad Asghari Saraskanroud^{1*} , Fatemeh Samadi Shalveh Alia²

¹ Professor, Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

² MSc Student Remote Sensing and Geographic Information Systems (GIS) Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

Received Date: 11 May 2025

Accepted Date: 12 September 2025

Abstract

Background and Objective: Land use changes represent a critical environmental challenge, significantly impacting natural resources, ecosystems, and hydrological processes. This study aims to comparatively evaluate the performance of two machine learning algorithms—Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM)—for land use mapping and analyzing temporal changes between 2015 and 2024 in the Samian Watershed, Ardabil Province, with an approximate area of 4236 km².

Methodology: Satellite imagery from Landsat 8 and 9, along with Sentinel-2, were utilized within the Google Earth Engine platform for land use classification. The RF and SVM classifiers were applied to produce land use maps consisting of eight classes: water, residential, irrigated agriculture, rainfed agriculture, snow, forest, dense rangeland, and sparse rangeland. Accuracy assessment was conducted using confusion matrices and related accuracy metrics. Global datasets (Dynamic World and GHSL) were employed for sampling and model training.

Results and Findings: Comparative analysis revealed that the RF algorithm outperformed SVM, achieving an overall accuracy and Kappa coefficient exceeding 99%. Significant land use changes were observed during the study period, including a notable increase in irrigated agriculture and residential areas, alongside a decrease in rainfed lands, snow cover, and surface water bodies. Overall, due to its high accuracy and stable performance, RF is recommended as the superior method for monitoring land use changes within big data environments such as Google Earth Engine.

Keywords: Land Use, Watershed, Samian, Landsat, Sentinel, Machine Learning.

Corresponding Author Email: s.asghari@uma.ac.ir

Cite this article: Asghari Saraskanroud, S. and Samadi Shalveh Alia, F. (2026). Performance Comparison of Random Forest and Support Vector Machine Algorithms for Land Use Change Monitoring in the Samian Watershed (2015–2024) Using Remote Sensing Data in Google Earth Engine. *Journal of Sustainable Urban & Regional Development Studies (JSURDS)*, 7(1), 355–378.



شاپا: ۰۷۶۴-۲۷۸۳

دوره ۷، شماره ۱، شماره پیاپی ۲۳، بهار ۱۴۰۴

Journal Homepage <https://www.srds.ir/>
https://www.srds.ir/article_229311.html?lang=fa

مقایسه کارایی روش های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در پایش تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان (۲۰۱۵-۲۰۲۴) با استفاده از داده های سنجنش از دور در محیط Google Earth Engine

صیاد اصغری سراسکانرود^{۱*}، فاطمه صمدی شلوه علیا^۲

۱. استادگروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، رشته سنجنش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۲۱

چکیده

زمینه و هدف: تغییرات کاربری اراضی یکی از چالش های مهم زیست محیطی محسوب می شود که تاثیرات گسترده ای بر منابع طبیعی، اکوسیستم ها و فرآیند های هیدرولوژیکی دارد. هدف این پژوهش مقایسه کارایی دو الگوریتم جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در استخراج نقشه های کاربری اراضی و تحلیل روند تغییرات آن در دو مقطع زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ در حوضه آبخیز سامیان واقع در استان اردبیل با مساحت تقریبی ۴۲۳۶ کیلومتر مربع است.

روش بررسی: به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی از تصاویر ماهواره ای لندست ۸ و ۹ و سنتینل ۲ در محیط برنامه نویسی گوگل ارث انجین بهره گیری شد. الگوریتم های طبقه بندی یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان برای تولید نقشه های کاربری اراضی با هشت کلاس (آب، مسکونی، کشاورزی آبی، کشاورزی دیم، برف، جنگل، مرتع متراکم و مراتع کم تراکم) مورد استفاده قرار گرفتند. و دقت آن با استفاده از ماتریس درهم ریختگی و شاخص های آن ارزیابی شد. در فرایند نمونه برداری و آموزش مدل ها، از محصولات جهانی (Dynamic World و GHSL) بهره گرفته شد.

نتایج و یافته ها: نتایج حاصل از مقایسه خروجی دو الگوریتم نشان داده که الگوریتم RF با دقت کلی و کاپای بیش از ۰.۹۹ درصد عملکرد دقیق تری نسبت به SVM دارد. در بازه زمانی مورد بررسی، تغییرات قابل توجهی در کلاس های کاربری رخ داده است از جمله افزایش چشمگیر اراضی کشاورزی آبی و مناطق مسکونی و کاهش مساحت زمین های دیم، پوشش برفی و منابع آب سطحی از مهم ترین یافته ها بودند. در مجموع الگوریتم RF به دلیل دقت بالا و پایداری عملکرد گزینه مناسب تری برای پایش تغییرات کاربری اراضی در محیط کلان داده همچون گوگل ارث انجین محسوب می شود.

کلید واژه ها: کاربری اراضی، حوضه آبخیز، سامیان، لندست، سنتینل، یادگیری ماشین.

*نویسنده مسئول: s.asghari@uma.ac.ir

ارجاع به این مقاله: اصغری سراسکانرود، صیاد و صمدی شلوه علیا، فاطمه (۱۴۰۵). ۲۱. مقایسه کارایی روش های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در پایش تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان (۲۰۱۵-۲۰۲۴) با استفاده از داده های سنجنش از دور در محیط Google Earth Engine. فصلنامه مطالعات توسعه پایدار شهری و منطقه ای، ۷(۱)، ۳۵۵-۳۷۸.

مقدمه و بیان مسأله

از آغاز زمان، انسان‌ها تغییرات قابل توجهی را در سطح زمین تجربه کرده‌اند، تا جایی که یکی از اثرات اصلی تغییرات زیست‌محیطی جهانی، تبدیل مناظر طبیعی به طیف وسیعی از اهداف انسانی است (تالور^۱ و همکاران ۲۰۲۰). اصطلاح «کاربری زمین» نحوه استفاده و بهره‌برداری مردم از زمین و منابع آن را توصیف می‌کند (اسفندیاری درآباد و همکاران ۱۴۰۰). این ایده شامل اقداماتی می‌شود که ترکیب خاک، آب، گیاهان و سایر منابع طبیعی را تغییر می‌دهند (جهدی ۱۴۰۲). در مقایسه با شرایط قبلی، به زمین‌هایی که تغییرات در آب و هوا، عوارض زمین، خاک و کاربری زمین را تجربه کرده‌اند، تغییر کاربری زمین گفته می‌شود (مظاهری و همکاران ۱۳۹۲).

یکی از مهم‌ترین مسائل زیست‌محیطی و بحران‌های جهانی امروز، تغییر کاربری زمین است (اصغری سراسکانرود ۱۳۹۶). کاهش خدمات اکوسیستم، آسیب به امنیت غذایی، بیکاری، مهاجرت و فقر، همگی از پیامدهای احتمالی این تغییرات هستند (شکریان و همکاران، ۱۴۰۳). دو دسته اصلی را می‌توان برای تحلیل اثرات این تغییرات استفاده کرد: زیست‌محیطی: شامل تخریب مراتع، جنگل‌ها و مناطق کشاورزی؛ آلودگی آب و خاک؛ رانش زمین؛ سیل؛ و کاهش تنوع زیستی. مسائل اجتماعی و اقتصادی شامل جابجایی جمعیت، کاهش رفاه و کیفیت زندگی و افزایش نابرابری است (نوبهاران و همکاران ۱۳۹۸، خلجی ۱۴۰۰). اساساً دو نوع از این تغییرات وجود دارد: آن‌هایی که توسط نیروهای طبیعی ایجاد می‌شوند و آن‌هایی که توسط فعالیت‌های انسانی در بهره‌برداری از منابع زمین ایجاد می‌شوند (توکلی و همکاران ۱۳۹۸).

تغییرات کاربری اراضی ناشی از متغیرهای متعددی از جمله پروژه‌های توسعه، شهرنشینی، تقاضای جمعیت، بهره‌برداری بیش از حد از زمین و دسترسی به منابع طبیعی است (وانگ^۲ و همکاران، ۲۰۲۴). در میان این تأثیرات گسترده، تغییرات کاربری اراضی تأثیر عمده‌ای بر پارامترهای هیدرولوژیکی حوزه آبخیز، مانند افزایش ظرفیت رواناب، تغییر نفوذ آب و تأثیرگذاری بر کیفیت منابع آب دارد (وو^۳ و همکاران، ۲۰۲۴، ابراهیمی و همکاران، ۱۴۰۲). علاوه بر این، از آنجا که تغییرات ارتفاع می‌تواند بر تغییرات هیدرولوژیکی تأثیر بگذارد، بررسی تغییرات کاربری اراضی در حوزه‌های آبخیز از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این زمینه، فعالیت‌های زمینی پرهزینه و زمان‌بر هستند (ایرانی و همکاران، ۱۴۰۳).

سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و فناوری سنجش از دور، ابزارهای علمی قوی هستند که امکان شناسایی و ردیابی دقیق تغییرات در کاربری زمین را فراهم می‌کنند (اصغری سراسکانرود، ۱۴۰۲). به عبارت ساده، سنجش از دور فرآیند یادگیری در مورد یک شیء بدون تماس مستقیم با آن است (گوپتا^۴ ۲۰۱۷).

طبق گفته ژو^۵ و همکاران (۲۰۱۸)، این اندازه‌گیری‌ها می‌توانند داده‌های مکانی در مورد اشیاء و همچنین نکاتی در مورد ویژگی‌های مواد سطحی ارائه دهند. داده‌های سنجش از دور به دلیل پوشش جغرافیایی وسیع، بایگانی زمانی غنی، هزینه کم و وضوح بالا مورد استفاده قرار می‌گیرند (یونس‌زاده و همکاران، ۱۴۰۰). مشکلات دسترسی با معرفی عکس‌های اینترنتی رایگان کاهش یافته است. ساختار چند باندهای این تصاویر به محاسبه شاخص‌های مکانی متعدد، از جمله ساختمان، آب، پوشش گیاهی و موارد دیگر کمک می‌کند. در واقع، ارزیابی LULC تصویر گسترده‌ای از چگونگی تکامل زمین‌ها و مزارع در طول زمان ارائه می‌دهد، اما شاخص‌های مکانی می‌توانند به نتیجه‌گیری دقیق‌تر کمک کنند (لوکیلی^۶ و همکاران، ۲۰۲۵). علاوه بر انتخاب تصاویر سنجش‌ازدور (RS) و نمونه‌های آموزشی نماینده، انتخاب الگوریتم یادگیری ماشین (ML) نیز به طور مستقیم بر دقت نتایج طبقه‌بندی تأثیرگذار است (گوئو^۷ و همکاران ۲۰۲۴). در میان الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی (LULC)، دو الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) و ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) در سال‌های اخیر به طور برجسته‌ای مورد توجه قرار گرفته و به‌صورت گسترده برای

¹ Taloor

² Wang

³ Wu

⁴ Gupta

⁵ Zhu

⁶ Loukili

⁷ Guo

این منظور به کار رفته‌اند (آوجی^۱ و همکاران ۲۰۲۳). روش جنگل تصادفی (RF) برای تفکیک پیکسل‌ها بر اساس مقادیر طیفی آن‌ها به کار می‌رود. این روش با استفاده از اطلاعاتی که از داده‌های آموزشی به دست آورده است، پیکسل‌ها را به کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی (LULC) اختصاص می‌دهد. ساختار درختی این الگوریتم به گونه‌ای طراحی شده که خطای بین پیکسل‌ها را به حداقل رسانده و در نتیجه دقت طبقه‌بندی را افزایش می‌دهد (آشچی و گنچ^۲ ۲۰۲۴). در فرآیند طبقه‌بندی SVM داده‌های آموزشی اولیه را به یک فضای چندبعدی تبدیل کرده و در این فضای با ابعاد بالاتر، ابرصفحه‌ای برای جداسازی داده‌ها ایجاد می‌کند. SVM در واقع یک روش یادگیری ریاضی مبتنی بر ابرصفحه بهینه است (چاندرا و بیدی ۲۰۲۱). خروجی این الگوریتم‌ها با توجه به نوع داده‌های ماهواره‌ای می‌تواند متفاوت باشد. کیفیت، حجم و پراکنش داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی نقش بسیار مهمی در عملکرد نهایی الگوریتم انتخابی ایفا می‌کنند (آوجی^۴ و همکاران ۲۰۲۳).

پلتفرم گوگل ارث انجین (GEE) در سال‌های اخیر به یک ابزار قدرتمند تحلیل ابری برای مدیریت حجم عظیمی از داده‌های تحلیل مکانی و سنجش از دور تبدیل شده است (حسن و همکاران، ۲۰۲۴). (GEE) کتابخانه‌ای از الگوریتم‌ها، یک رابط برنامه‌نویسی کاربردی (API) قوی و یک مخزن چند پتابایتی از مجموعه داده‌های مکانی ارائه می‌دهد (گورلیک^۵ و همکاران، ۲۰۱۷).

در بسیاری از زمینه‌های علمی، (GEE) دسترسی به عکس‌های ماهواره‌ای و تجهیزات رصد زمین را آسان‌تر کرده است. مجموعه داده‌های لندست (از سال ۱۹۷۲) و سنتینل (از سال ۲۰۱۴) از جمله منابع موجود برای کاربران (GEE) هستند. مجموعه ماهواره‌های کوپرنیک سنتینل-۲ بهترین وضوح را در (GEE) (تا ۱۰ متر بر پیکسل) ارائه می‌دهد و آن را به یک منبع داده باز و رایگان مفید برای امکان نظارت اقتصادی و پایدار بر چشم‌انداز تبدیل می‌کند (براندولینی^۶ و همکاران ۲۰۲۱). هدف اصلی این مطالعه، به‌کارگیری تصاویر ماهواره‌ای لندست و الگوریتم طبقه‌بندی (SVM)، (RF) در محیط موتور گوگل ارث انجین برای بررسی روند تغییرات کاربری اراضی در حوضه سامیان بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ است. در این مطالعه سیر گردید جهت افزایش دقت طبقه‌بندی از دو روشی که در مطالعات گذشته بخصوص مطالعات خارجی نشان داده بود که دقت بسیار بالایی در استخراج کاربری‌های اراضی دارد بر همین اساس در این مطالعه از دو روش (SVM و RF) جهت ارزیابی تغییرات کاربری اراضی منطقه مود مطالعه استفاده گردید.

پیشینه پژوهش

تغییر کاربری زمین موضوع تحقیقات داخلی و بین‌المللی متعددی بوده است، که در ادامه بصورت مختصر به آنها می‌پردازیم. جهانبخشی و اختصاصی (۱۳۹۷) به منظور ارزیابی دقت طبقه‌بندی نقشه‌های کاربری اراضی، سه روش شامل الگوریتم‌های جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و روش متداول بیشترین شباهت را در حوضه سد ستارخان (آذربایجان شرقی) مقایسه کردند. در این پژوهش از تصویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ و داده‌های واقعیت زمینی برای طبقه‌بندی پنج کاربری اصلی استفاده شد. نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با صحت کلی ۹۶٫۶ درصد و ضریب کاپای ۰٫۹۳۴ عملکردی بهتر از جنگل تصادفی و روش بیشترین شباهت داشته است. این مطالعه بر برتری روش‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه SVM، در افزایش دقت نقشه‌های کاربری اراضی و کاهش عدم قطعیت مدل‌سازی‌های محیطی تأکید دارد. قدسی و همکاران (۱۳۹۹) به منظور تهیه نقشه‌های کاربری اراضی و محصولات زراعی، دقت دو الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی را با استفاده از تصاویر چندزمانه سنتینل-۲ در دشت سنجابی روانسر مقایسه کردند. در این مطالعه، تصاویر چهار تاریخ مختلف از دوره رشد محصولات با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی ترکیب شده و برای آموزش و طبقه‌بندی داده‌ها به کار رفت. نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با صحت کلی ۹۱٫۳۶ درصد و

^۱ Avci

^۲ Aşci & Genç

^۳ Chandra & Bedi

^۴ Avci

^۵ Gorelick

^۶ Brandolini

ضریب کاپای ۰.۸۹۲۷ عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم جنگل تصادفی در تولید نقشه‌های دقیق‌تر کاربری اراضی و محصولات کشاورزی داشته است. این تحقیق اهمیت استفاده از داده‌های چندزمانه و الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین، به‌ویژه SVM را در بهبود دقت نقشه‌های پایش تغییرات کاربری اراضی برجسته می‌کند.

در پژوهشی که توسط یوسفی طالقانی و همکاران (۱۴۰۱) با هدف شناسایی عوامل مؤثر بر تغییرات کاربری اراضی در روستاهای اطراف شهر رشت انجام شد، از تصاویر ماهواره‌ای لندست و روش‌های آماری بهره گرفته شد تا نقش مؤلفه‌های اجتماعی، اقتصادی، کالبدی، محیطی و نهادی-مدیریتی بررسی گردد. یافته‌ها نشان دادند که از میان عوامل اجتماعی، نرخ مهاجرت‌پذیری روستاها بیشترین رابطه را با تغییرات کاربری اراضی داشته است؛ به‌گونه‌ای که افزایش ورود مهاجران، به گسترش تغییرات در کاربری زمین منجر می‌شد. در بُعد اقتصادی، عواملی مانند کمبود منابع آبی برای کشاورزی و تنوع فعالیت‌های اقتصادی بیشترین تأثیر را داشتند. از منظر کالبدی، نزدیکی مکانی روستا به شهر، عامل اصلی در شدت یافتن تغییرات کاربری شناخته شد. در بعد محیطی، وجود ظرفیت‌های گردشگری و نیز نامناسب بودن زمین‌ها برای کشاورزی، بیشترین پیوند را با تغییرات کاربری نشان دادند. در نهایت، در بخش نهادی-مدیریتی، نبود قوانین مؤثر و کارآمد، به‌عنوان عامل محوری در تغییرات کاربری اراضی معرفی گردید. این مطالعه بر لزوم نگاه چندوجهی و جامع به عوامل تأثیرگذار بر تغییرات کاربری اراضی در مناطق روستایی تأکید دارد.

کریم‌زاده مطلق و همکاران (۱۴۰۱) به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی در حوضه زاینده‌رود، یک مدل زنجیره مارکوف را با ماشین سلولی ادغام کردند. این مطالعه به بررسی چگونگی تغییر کاربری اراضی از سال ۱۹۹۶ تا ۲۰۱۸ و پیش‌بینی تغییرات در سال‌های ۲۰۳۰ و ۲۰۵۰ پرداخت. طبق یافته‌ها، زمین‌های کشاورزی به شدت کاهش یافته‌اند در حالی که کاربری اراضی انسان‌ساخت به طرز چشمگیری افزایش یافته است، از تقریباً ۱۳۰۱۶ هکتار در سال ۱۹۹۶ به بیش از ۴۰۰۰۰ هکتار در سال ۲۰۵۰. علاوه بر این، اعتبارسنجی مدل، دقت پیش‌بینی قابل توجهی را با ضریب کاپا تقریباً ۹۴٪ نشان داد. این گزارش بر اهمیت مدیریت توسعه شهری و حفظ زمین‌های کشاورزی به عنوان مسائل اصلی منطقه تأکید می‌کند. در مطالعه‌ای که فرخ‌زاده و همکاران (۱۴۰۲) با هدف تحلیل و مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی در منطقه گهواره واقع در استان کرمانشاه انجام دادند، از مدل LCM (مدل‌سازی تغییرات زمین) استفاده شد. برای شبیه‌سازی روند تغییرات، آن‌ها از ترکیب چند روش مدل‌سازی از جمله زنجیره مارکوف، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، رگرسیون لجستیک و مدل MLOP بهره بردند. در این پژوهش، تصاویر ماهواره‌ای لندست ۴، ۵ و ۸ برای تهیه نقشه‌های پوشش زمین در سال‌های ۱۳۶۵، ۱۳۷۸ و ۱۳۹۷ مورد استفاده قرار گرفت. پس از طبقه‌بندی تصاویر با روش بیش‌ترین شباهت (Maximum Likelihood)، تغییرات کاربری در دو بازه زمانی ارزیابی شد و سپس وضعیت کاربری اراضی برای سال ۱۴۰۷ پیش‌بینی گردید. نتایج نشان داد که در بازه‌های زمانی مورد بررسی، پوشش جنگلی با کاهش چشمگیری روبه‌رو بوده و در مقابل، وسعت اراضی کشاورزی و مناطق مسکونی افزایش یافته است؛ به‌گونه‌ای که حدود ۸۰ درصد از جنگل‌ها به مراتع یا جنگل‌های تنک تبدیل شده‌اند. همچنین پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد که تا سال ۱۴۰۷، جنگل‌های متراکم ممکن است تا ۵۰ درصد کاهش یابند. دقت کلی بیش از ۹۱ درصد و ضریب کاپای بالاتر از ۸۵ درصد نیز حاکی از دقت قابل توجه مدل در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری است. این تحقیق نقش پررنگ فعالیت‌های انسانی را در تغییر کاربری زمین برجسته می‌سازد و بر ضرورت استفاده از مدل‌های ترکیبی برای مدیریت آینده‌نگر منابع طبیعی تأکید می‌ورزد.

شکریان و سلیمانی (۱۴۰۳) در پژوهشی با هدف بررسی روند تغییرات کاربری اراضی در جلگه هراز طی بازه زمانی ۱۹۸۰ تا ۲۰۲۱، از تصاویر ماهواره‌ای لندست بهره گرفتند و با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر نظیر تصحیحات هندسی، رادیومتری و اتمسفری، به تحلیل تحولات کاربری پرداختند. در این تحقیق، نقشه‌های کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم بیش‌ترین احتمال (Maximum Likelihood) و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) تولید شد و صحت آن‌ها از طریق ارزیابی دقت کلی و ضریب کاپا بررسی گردید. یافته‌ها نشان داد که طی این دوره، مساحت جنگل‌ها و مراتع به‌تدریج کاهش یافته و در مقابل، اراضی کشاورزی و مناطق مسکونی روند افزایشی داشته‌اند. کاهش محسوس پوشش جنگلی و مرتعی به‌ویژه در بازه‌های ده‌ساله، گویای تأثیر قابل توجه عوامل انسانی بر تحولات کاربری اراضی است. این مطالعه بر ضرورت پایش مستمر

تغییرات کاربری به‌ویژه در مناطق با حساسیت زیست‌محیطی تأکید دارد و می‌تواند مبنای مناسبی برای تدوین راهبردهای مدیریتی و برنامه‌ریزی‌های منطقه‌ای فراهم سازد.

اصغری سراسکانرود و همکاران (۱۴۰۳) با هدف آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی در شهرستان میاندوآب طی بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴ از تصاویر ماهواره ای لندست ۸ و الگوریتم طبقه بندی نظارت شده بیشینه احتمال استفاده کردند. در این پژوهش هشت کلاس کاربری شامل مناطق مسکونی، مزارع، باغات، آب، نمکزارها و خاک های شور شناسایی شد و صحت طبقه بندی نقشه ها به ترتیب ۹۴،۰۷ و ۹۴ درصد برای سال های ۲۰۱۳ و ۲۰۲۴ گزارش گردید. نتایج نشان داد که مزارع و مناطق مسکونی افزایش و باغات و خاک‌های لخت کاهش داشته‌اند؛ این تغییرات عمدتاً ناشی از توسعه کشاورزی و شهری و عوامل اقلیمی بوده است. این مطالعه بر اهمیت استفاده از داده‌های سنجش از دور و الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای پایش تغییرات کاربری اراضی و مدیریت پایدار منابع طبیعی تأکید دارد.

وربورگ و ون آسلن^۱ (۲۰۱۳) با توسعه مدل CLUMondo، رویکردی نوآورانه برای شبیه‌سازی تغییرات کاربری زمین در سطح جهانی معرفی کردند. این مدل نه تنها توانایی پیش‌بینی تغییرات کمی در کاربری اراضی را دارد، بلکه می‌تواند شدت مدیریت کشاورزی و گسترش مناطق شهری و روستایی را نیز به صورت درون‌زا مدل‌سازی کند. یافته‌های حاصل از شبیه‌سازی‌ها نشان داد که در نقاط مختلف جهان، افزایش تولیدات کشاورزی از طریق راهبردهای متفاوتی چون افزایش بهره‌وری یا توسعه اراضی زراعی دنبال می‌شود. این تفاوت‌ها، بینش‌های ارزشمندی را در چارچوب مفاهیم زمین‌دوستی در مقابل زمین‌اشتراکی (land sparing vs. land sharing) فراهم می‌آورد. این تحقیق با تأکید بر اهمیت نقش مؤلفه‌های تقاضا برای محصولات و خدمات مرتبط با زمین در درک پویایی‌های سیستم‌های زمینی، نتایج خود را با داده‌های مشاهداتی مربوط به دوره ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۰ و مدل‌های جهانی دیگر مقایسه کرده است.

کوئمرله^۲ و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهشی به تحلیل تغییرات در وسعت و شدت مدیریت کاربری زمین در سراسر اروپا طی بازه زمانی ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۶ پرداختند. آن‌ها با بهره‌گیری از شاخص‌های مکانی با وضوح بالا، نقاط بحرانی تغییر (hotspots) در انواع کاربری از جمله کشاورزی، مراتع، جنگل‌ها و نواحی شهری را شناسایی کردند. یافته‌ها نشان داد که تفاوت‌های قابل‌توجهی میان مناطق شرقی و غربی اروپا وجود دارد؛ به‌گونه‌ای که در شرق اروپا، کاهش قابل‌ملاحظه‌ای در اراضی زراعی و همچنین افت شدت مدیریت مشاهده شد، در حالی که این روند در غرب اروپا با شدت کمتری رخ داده است. علاوه بر این، الگوهای گوناگونی از تشدید بهره‌برداری در نواحی حاصلخیز و کاهش فعالیت‌های کشاورزی یا سطح زیر کشت در مناطق پیرامونی و کم‌بازده گزارش شد. این تحقیق بر پیچیدگی فضایی تحولات کاربری زمین تأکید دارد و نشان می‌دهد که برای سیاست‌گذاری مؤثر و مدیریت پایدار منابع زمینی، باید به‌صورت هم‌زمان به تغییرات در گستره و شدت مدیریت توجه داشت و تحلیل‌های مکانی دقیق را در نظر گرفت.

مروری بر رویکردهای مختلف مدل‌سازی تغییر کاربری زمین، به ویژه مدل‌های آماری، توسط نوشزیک^۳ (۲۰۱۹) انجام شد. او پس از بررسی بیش از ۴۰ سال ادبیات دانشگاهی، روش‌های مدل‌سازی رایج، مزایا و معایب هر تکنیک و رویکردهای مدل‌سازی ادغام‌شده را بررسی کرد. یافته‌ها نشان داد که طیف گسترده‌ای از مدل‌ها در دسترس هستند و نوع مسئله تحقیق و هدف تحقیق تعیین می‌کند که کدام مدل بهترین است. این مقاله بر ضرورت استفاده از روش‌های ترکیبی و داده‌محور در ارزیابی‌های کاربری زمین تأکید می‌کند و تلاش می‌کند تا به دانشجویان و سیاست‌گذاران در انتخاب و به‌کارگیری مدل‌های تغییر کاربری زمین به شیوه‌ای کارآمد کمک کند.

رانا و سوریانارایانا^۴ (۲۰۲۰). با هدف بهبود نقشه‌برداری کاربری و پوشش اراضی (LULC) در مقیاس حوضه آبخیز برای مدل‌سازی هیدرولوژیکی و برنامه‌ریزی منابع، کارایی سه الگوریتم حداکثر احتمال (MLE)، جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) را با استفاده از تصاویر چندطیفی سنتینل-۲ بررسی کردند. در این مطالعه، داده‌ها با استفاده از تحلیل

^۱ Verburg & Van Asselen

^۲ Kuemmerle

^۳ Noszczyk

^۴ Rana & Suryanarayana

مؤلفه‌های اصلی (PCA) پردازش شدند تا داده‌های طیفی تکراری کاهش یافته و اطلاعات مفید استخراج شود. سپس طبقه‌بندی برای هفت کلاس اصلی شامل آب، مناطق انسان‌ساخت، جنگل مختلط، اراضی زراعی، زمین بایر، اراضی آیش غالب با ورتیسول و اراضی آیش غالب با اینسپتی‌سول در حوضه ویشوامیتری^۱ انجام شد. ارزیابی دقت با روش نمونه‌برداری تصادفی طبقه‌ای و شاخص‌هایی نظیر ضریب کاپا، دقت کلی، دقت تولیدکننده و کاربر انجام شد. نتایج نشان داد که ترکیب تحلیل مؤلفه‌های اصلی با الگوریتم SVM بالاترین دقت را در نقشه‌های طبقه‌بندی شده ایجاد می‌کند و می‌تواند به عنوان ابزاری مؤثر برای بهبود طبقه‌بندی LULC در تصمیم‌سازی‌های مرتبط با مدیریت منابع آب و کشاورزی به کار رود.

وانگ^۲ و همکاران (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای به بررسی رویکردهای مدل‌سازی تغییرات کاربری و پوشش زمین (LULCC) با تمرکز ویژه بر کاربردهای یادگیری ماشین پرداختند. آن‌ها ضمن تبیین اصول، قابلیت‌ها و محدودیت‌های این تکنیک‌ها، اشاره کردند که علیرغم پیشرفت‌های اخیر، یادگیری ماشین هنوز در پیش‌بینی تغییرات پیچیده‌ای نظیر گسترش مناطق شهری و بهره‌وری اراضی کشاورزی با چالش‌هایی روبه‌روست. دلیل اصلی این مسئله، پیچیدگی و تغییرپذیری زیاد فرآیندهای رقابت و گذار میان انواع مختلف کاربری زمین در پاسخ به عوامل طبیعی و انسانی در مقیاس‌های محلی است. از جمله چالش‌های کلیدی می‌توان به دشواری مدل‌سازی فرآیندهای مکانی-زمانی، کمبود داده‌های آموزشی جامع و پیوسته، و ضرورت تلفیق دقیق عوامل اکولوژیکی، هیدرولوژیکی و اجتماعی-اقتصادی در تحلیل‌های تغییرات اشاره کرد. این پژوهش بر اهمیت رویکردهای میان‌رشته‌ای فراتر از صرفاً پردازش تصویر و شناسایی الگو تأکید می‌کند و معتقد است با گسترش منابع داده‌ای سنجنش از دور و توسعه الگوریتم‌های پیشرفته‌تر، یادگیری ماشین می‌تواند نقشی مؤثرتر در بهبود مدل‌سازی تغییرات کاربری زمین ایفا کند.

آچاریا^۳ و همکاران (۲۰۲۳) با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی کاربری زمین و تحلیل مؤلفه تولید آب، اثرات تغییرات مکانی-زمانی در کاربری زمین و پوشش زمین در حوزه آبخیز دره کاتماندو را بررسی کردند. آن‌ها با استفاده از داده‌های تاریخی و پیش‌بینی روند تغییرات تا سال ۲۰۴۰، تأثیر رشد شهری بر رواناب سطحی، جریان پایه و تبخیر و تعرق را ارزیابی کردند. طبق یافته‌های این مطالعه، تقریباً نیمی از حوزه تا سال ۲۰۴۰ تحت پوشش ساخت و سازهای شهری قرار خواهد گرفت که باعث افزایش قابل توجه رواناب سطحی و کاهش جریان آب‌های زیرزمینی خواهد شد. به منظور کاهش اثرات نامطلوب توسعه شهری، این مطالعه بر ضرورت تدوین سیاست‌های مدیریت کاربری زمین تأکید کرد.

لین و دویوگ^۴ (۲۰۲۳) با هدف بررسی چالش‌های استخراج اطلاعات کاربری و پوشش زمین (LULC) در مناظر موزاییکی روستایی-جنگلی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (RF) مطالعه‌ای انجام دادند. در این پژوهش، تصاویر بازتاب سطحی چندطیفی سنتینل-۲ به همراه شاخص‌های پوشش گیاهی و داده‌های لیدار (ارتفاع تاج‌پوش و شیب) برای تولید مدل RF در طبقه‌بندی سه سطحی LULC به کار رفت و عملکرد آن با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل RF برای طبقه‌بندی سطح III به صحت کلی (OA) ۹۹۹۹ و ضریب F1 برابر ۰٫۷۲ دست یافت، در حالی که مدل SVM به ترتیب ۰٫۰۴ و ۰٫۰۹ دقت بالاتری در این شاخص‌ها ارائه کرد. این یافته‌ها نشان داد که مدل RF در تفکیک کلاس‌های با ویژگی‌های مشابه با محدودیت‌هایی در شاخص‌های دقت و بازخوانی مواجه است و نیاز به تحقیقات بیشتر برای بهبود قابلیت اطمینان نقشه‌های LULC مبتنی بر RF وجود دارد.

تسفی^۵ و همکاران (۲۰۲۴) از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی موتور گوگل ارث و داده‌های ماهواره‌ای لندست برای تجزیه و تحلیل تغییرات پوشش و کاربری زمین در حوزه آبخیز روبیت بین سال‌های ۱۹۹۳ تا ۲۰۲۳ استفاده کردند. آن‌ها از الگوریتم‌هایی مانند جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و (CART) برای طبقه‌بندی شش نوع کاربری زمین استفاده کردند و دریافتند که الگوریتم جنگل تصادفی با داده‌های کمکی عملکرد بهتری دارد. یافته‌ها نشان داد که در حالی که مناطق ساخته شده و زمین‌های خشک در این مدت رشد کرده‌اند، مزارع کشاورزی، جنگل‌ها و بوته‌زارها کاهش یافته‌اند.

^۱ Vishwamitr

^۲ Wang

^۳ Acharya

^۴ Lin & Doyog

^۵ Tesfaye

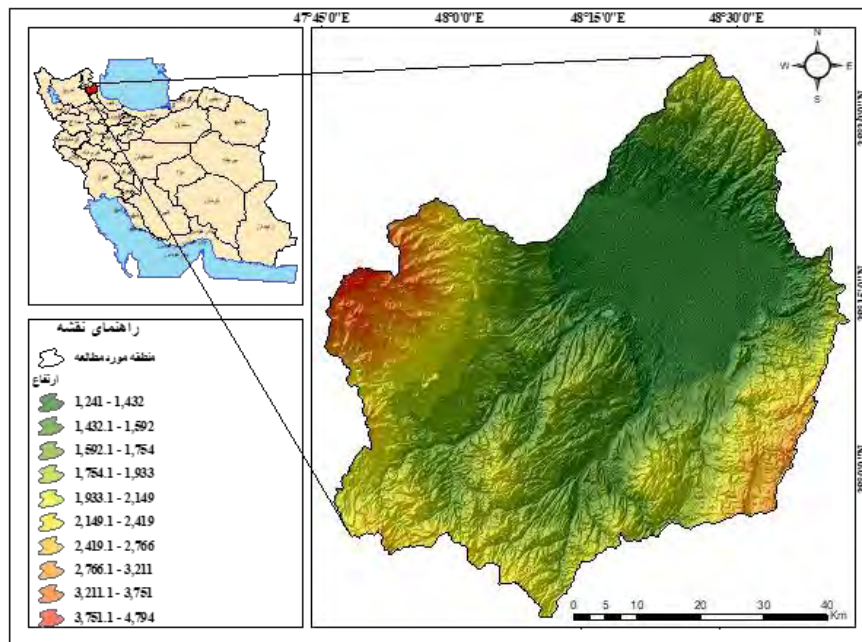
این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های سنجش از دور و مدل‌های پیچیده برای برنامه‌ریزی و مدیریت پایدار حوزه‌های آبخیز چقدر حیاتی است.

روش پژوهش

موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز سامیان در بخش مرکزی استان اردبیل واقع شده و در پایین‌دست دشت مغان قرار دارد. این حوضه یکی از زیرحوضه‌های اصلی رودخانه ارس محسوب می‌شود و مساحتی در حدود ۴۲۳۶ کیلومتر مربع را دربر می‌گیرد که شهرستان‌های اردبیل، نیر، نمین و سرعین را شامل می‌شود (زارعی و همکاران، ۱۳۹۹). از نظر جغرافیایی، این حوضه بین طول‌های جغرافیایی ۴۸ درجه و صفر دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه و عرض‌های ۳۷ درجه و ۳۰ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۳۰ دقیقه واقع شده است. اختلاف ارتفاع در این منطقه قابل توجه است؛ به‌طوری‌که ارتفاع از حدود ۱۲۰۰ متر در پست‌ترین نقطه (نزدیکی پل سامیان) تا ۴۷۸۸ متر در قله سبلان متغیر است. میانگین ارتفاع منطقه نیز حدود ۱۷۴۳ متر از سطح دریا برآورد شده است (مرادزاده و همکاران، ۱۴۰۱). اسفندیاری و همکاران (۱۴۰۴). از نظر اقلیمی، بخش عمده حوضه دارای اقلیم نیمه‌خشک است، هرچند در برخی نواحی، شرایط مدیریت‌ناهنای نیز مشاهده می‌شود. این وضعیت آب‌وهوایی بستر مناسبی را برای گسترش کشاورزی دیم و آبی فراهم کرده و موجب شده سهم قابل توجهی از اراضی منطقه به این کاربری‌ها اختصاص یابد (ایزدی‌فرد و همکاران، ۱۴۰۳). میانگین بارش سالانه در این ناحیه حدود ۳۰۴ میلی‌متر و دمای متوسط سالیانه نزدیک به ۹ درجه سانتی‌گراد گزارش شده است. همچنین این منطقه به‌طور میانگین ۱۳۰ روز یخبندان در سال را تجربه می‌کند (گلشن و همکاران، ۱۳۹۷). از نظر منابع آبی، سامیان دارای سه رودخانه اصلی است. مهم‌ترین آن‌ها رودخانه بالیخلوچای است که از بارش‌ها، ذوب برف و چشمه‌های دامنه سبلان سرچشمه می‌گیرد. این رودخانه پس از عبور از مرکز شهر اردبیل، در نزدیکی روستای انزاب پایین و در حوالی روستای سامیان به رودخانه قره‌سو می‌پیوندد (ایزدی‌فرد، ۱۴۰۲). ترکیب کاربری اراضی در این حوضه شامل زراعت دیم (۳۶،۰۵ درصد)، زراعت آبی (۲۵،۶۷ درصد)، مراتع (۳۰،۵۷ درصد)، جنگل (۱۰،۷۱ درصد)، باغات (۱۰،۳۰ درصد)، سکونتگاه‌های انسانی (۲۰،۵۳ درصد) و برونزدهای سنگی (۱۰،۳۲ درصد) است. بخشی از جنگل‌های فندقلو نیز در محدوده این حوضه واقع شده‌اند (حزباوی و همکاران، ۱۴۰۳). از نظر جمعیتی و اقتصادی، بیشتر ساکنان روستاهای این حوضه در فعالیت‌های کشاورزی و دامداری مشغول هستند. براساس آمار سال ۱۳۹۶، جمعیت کل حوضه در حدود ۱،۲۷۰،۲۷۰ نفر برآورد شده است (نظانی و همکاران، ۱۴۰۲).

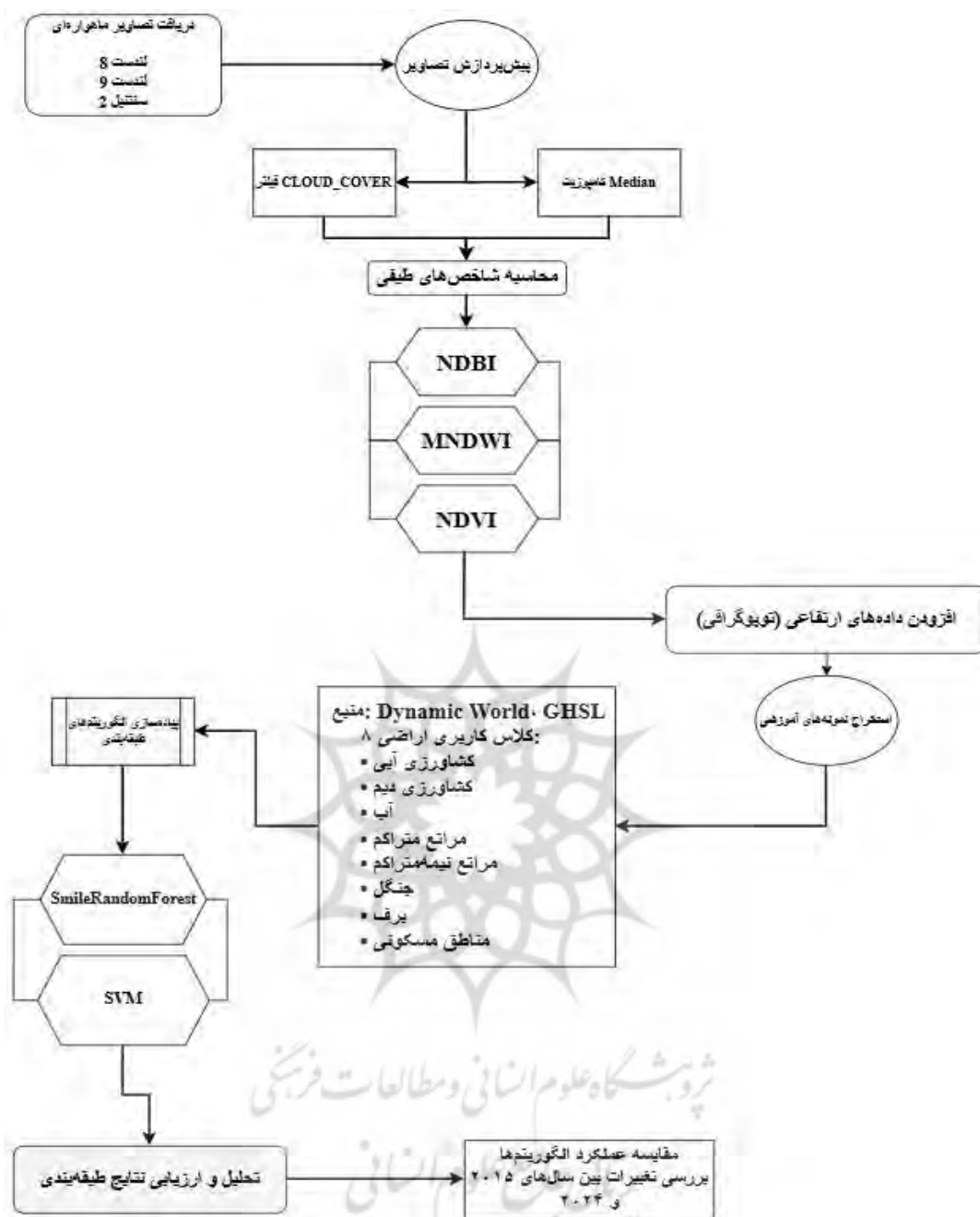
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل (۱) محدوده جغرافیایی منطقه مطالعه (حوضه آبخیز سامیان) در استان اردبیل

روش‌شناسی

به منظور بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان از تصاویر ماهواره ای Landsat 8, Landsat 9 و Sentinel-2 برای سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ در سامانه ارث انجین استفاده شد. نویز ابر و سایه و همچنین ترکیب میانه با استفاده از فیلتر 'CLOUD_COVER' حذف شدند. برای تمایز بیشتر طبقه‌بندی‌های کاربری اراضی، شاخص‌های طیفی NDVI، MNDWI و NDBI محاسبه شدند. برای ارائه ویژگی‌های توپولوژیکی به مجموعه داده‌ها، داده‌های ارتفاعی نیز لحاظ شدند. هشت کلاس کاربری اراضی: کشاورزی آبی، دیم، آب، مراتع متراکم و نیمه متراکم، جنگل، برف و منطق مسکونی استخراج شده‌اند که برای استخراج نمونه‌های آموزشی با استفاده از لایه جهانی سکونتگاه‌های انسانی (GHSL) و محصول از پیش ساخته شده (Dynamic World) استفاده شد. جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان دو الگوریتمی هستند که در عمل به کار گرفته شده‌اند. شکل شماره (۲) فلوچارت مراحل کلی تحقیق در حوضه آبخیز سامیان را نشان می‌دهد.



شکل (۲) فلوچارت مراحل تحقیق در بررسی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از الگوریتم rf و svm (منبع: ترسیم کنندگان، ۱۴۰۴)

الگوریتم (SmileRandomForest)

الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) که بر اساس الگوریتم Bagging ساخته شده است، یک تکنیک یادگیری گروهی قوی است. این رویکرد با استفاده از مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری و نمونه‌برداری تصادفی از داده‌ها و ویژگی‌ها، مدلی ایجاد می‌کند که در برابر بیش‌برازش مقاوم بوده و برای طبقه‌بندی متغیرهای دسته‌بندی‌شده و عددی مناسب است (جیانگ و همکاران، ۲۰۲۰). در این مطالعه از SmileRandomForest، نسخه پیاده‌سازی‌شده الگوریتم، با استفاده از پلتفرم Google Earth Engine استفاده شده که به دلیل دقت، سرعت و ظرفیت پردازش موازی در مقیاس بزرگ، این تکنیک برای شناسایی عکس‌های ماهواره‌ای ایده‌آل است.

الگوریتم (SVM) (Support Vector Machine)

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از روش‌های یادگیری نظارت‌شده محسوب می‌شود که در ابتدا با هدف حل مسائل طبقه‌بندی دودویی توسعه یافته است. مبنای این الگوریتم بر اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری (SVM) استوار است. در فرایند آموزش، SVM با ایجاد یک ابرصفحه بهینه، داده‌های متعلق به کلاس‌های مختلف را به گونه‌ای از یکدیگر جدا می‌کند که میزان خطای طبقه‌بندی (به‌ویژه پیکسل‌های اشتباه طبقه‌بندی‌شده) به حداقل برسد (سلامی و رینان ۲۰۲۳). در این پژوهش، هر دو الگوریتم با استفاده از داده‌های آموزشی تعریف‌شده آموزش دیده‌اند و برای هر یک، پارامترهای مدل با توجه به ویژگی‌های داده به‌طور خاص تنظیم و بهینه‌سازی شده‌اند تا بالاترین دقت ممکن در طبقه‌بندی حاصل شود. پس از مرحله آموزش، دو الگوریتم برای طبقه‌بندی نقشه‌های کاربری اراضی در دو مقطع زمانی ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ مورد استفاده قرار گرفتند. در نتیجه، نقشه‌های نهایی شامل هشت کلاس کاربری اراضی تولید شدند. همچنین در این پژوهش الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با هسته خطی (Linear Kernel) و با استفاده از تابع ee.Classifier.libsvm در محیط گوگل ارث انجین پیاده‌سازی شده است که برای طبقه‌بندی داده‌های با ویژگی‌های عددی و چندبعدی عملکرد مناسبی دارد.

ارزیابی دقت طبقه‌بندی

برای بررسی دقت نقشه‌های طبقه‌بندی شده و مقایسه عملکرد دو الگوریتم استفاده شده از ماتریس درهمی (Confusion Matrix) و شاخص‌های استخراج شده از آن بهره گرفته شد. این شاخص‌ها شامل: دقت تولید کننده (Producer's Accuracy)، دقت کاربر (User's Accuracy)، دقت کلی (Overall Accuracy) و ضریب کاپا (Kappa Coefficient) هستند. که هر یک جنبه متفاوت از کیفیت طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی با استفاده از روش نمونه برداری تصادفی و برپایه لایه نهایی کاربری اراضی تهیه گردید. در این فرایند، تعداد مشخصی نمونه از هر کلاس کاربری به صورت یکنواخت برداشت شد تا نماینده مناسبی از تمام کلاس‌ها فراهم شود. اما به دلیل محدودیت‌های محاسباتی و پیچیدگی زمانی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) حجم نمونه‌ها برای این روش کاهش یافته و از زیرمجموعه‌ای از داده‌های اصلی برای آموزش و ارزیابی استفاده شد. این اقدام برای جلوگیری از بروز خطا و افزایش کارایی فرایند طبقه‌بندی ضروری بود.

دقت تولید کننده نشان دهنده احتمال آن است که یک پیکسل متعلق به کلاس واقعی مشخص (براساس داده مرجع) به درستی توسط الگوریتم طبقه‌بندی شناسایی شده باشد. به عبارت دیگر این شاخص میزان پوشش صحیح یک کلاس واقعی را از دید تولید کننده (داده مرجع) نشان می‌دهد. مقدار این شاخص از تقسیم تعداد نمونه‌های صحیح آن کلاس (عنصر قطر اصلی ماتریس خطا) بر جمع کل نمونه‌های آن کلاس در داده مرجع (جمع ستون مربوطه) محاسبه می‌شود. از سوی دیگر دقت کاربر بیانگر احتمال آن است که پیکسلی که در نقشه طبقه‌بندی به یک کلاس خاص اختصاص یافته در واقعیت نیز به همان کلاس تعلق داشته باشد. به عبارتی این شاخص نشان می‌دهد که چقدر طبقه‌بندی برای کاربر نهایی قابل اعتماد است. مقدار این شاخص از تقسیم تعداد نمونه‌های صحیح آن کلاس (عنصر قطر اصلی) بر جمع کل نمونه‌های آن کلاس در نقشه طبقه‌بندی شده (جمع سطر مربوطه) به دست می‌آید (جهانبخش و اختصامی، ۱۳۹۷).

$$PA = \frac{ta}{ga} \times 100$$

$$UA = \frac{ta}{n_1} \times 100$$

در فرمول بالا PA دقت تولید کننده و UA دقت کاربر، ta نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌هایی است که به درستی به عنوان کلاس a طبقه‌بندی شده‌اند. مقدار ga معرف تعداد واقعی پیکسل‌های کلاس a در نقشه مرجع (واقعیت زمینی) است. و n1 بیانگر تعداد کل پیکسل‌هایی است که در فرایند طبقه‌بندی، به کلاس a اختصاص داده شده‌اند (حاجی الیاسی و همکاران، ۱۴۰۳). دقت کلی (Overall Accuracy) یک برآورد کلی برای سنجش صحت طبقه‌بندی تصاویر است و به طور خلاصه میانگینی از میزان دقت در شناسایی کلاس‌های مختلف محسوب می‌شود. ضریب کاپا (Kappa Coefficient) میزان دقت طبقه‌بندی را

درمقایسه با یک طبقه بندی کاملاً تصادفی ارزیابی میکند به گونه ای که مقدار این ضریب نشان دهنده بهبود دقت نسبت به حالت طبقه بندی اتفاقی است.

$$O, A, = \frac{\sum_i^c 1^{Eij}}{N}$$

که در این رابطه C تعداد کلاس ها N تعداد کل پیکسل های معلوم Eij اعضای قطری ماتریس خطا و O.A. دقت کلی طبقه بندی شده است.

$$Kappa = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}$$

که در فرمول P_o درستی مشاهده شده و P_c توافق مورد انتظار است (فارسانی و همکاران، ۱۳۹۴). نهایتاً تغییرات بین سال های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ با استفاده از جداول CrossTab دو نقشه طبقه بندی شده باهم مقایسه و نوع تغییرات از سال ۲۰۱۵ نسبت به سال ۲۰۲۴ بررسی شد.

تجزیه و تحلیل داده ها

نتایج طبقه بندی کاربری اراضی با الگوریتم SmileRandomForest

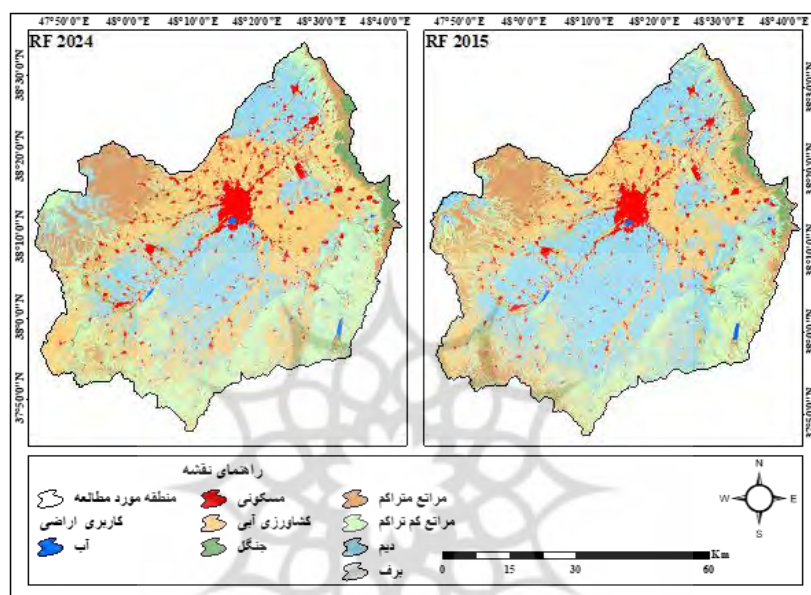
بر اساس نتایج به دست آمده از طبقه بندی با استفاده از الگوریتم Smile Random Forest و مطابق با جدول (۱) تغییرات قابل توجهی در برخی کلاس های کاربری اراضی مشاهده شده است که می تواند نشانه ای از افزایش فشارهای انسانی، نوسانات اقلیمی و اجرای سیاست های توسعه ای در منطقه باشد. کلاس کشاورزی آبی با افزایشی معادل ۲۴،۴۱ درصد (از ۱۱۶۱،۴۶ به ۱۴۴۵،۰۹ کیلومتر مربع) یکی از شاخص ترین تغییرات مثبت را نشان می دهد. این افزایش می تواند ناشی از گسترش زیرساخت های آبیاری، اجرای سیاست های توسعه کشاورزی و تغییر در شیوه بهره برداری از منابع آب باشد. کاربری مسکونی نیز با افزایش ۱۶،۴۰ درصدی همراه بوده که احتمالاً بیانگر رشد جمعیت، توسعه سکونتگاه های جدید و گسترش مناطق شهری است. پوشش درختی نیز با رشد قابل توجه ۳۸،۲۵ درصدی (از ۹۶،۶۳ به ۱۳۳،۵۷ کیلومتر مربع) مواجه شده است که می تواند نتیجه پروژه های جنگل کاری، توسعه باغات و یا حتی خطای طبقه بندی در مرز بین پوشش درختی و مراتع باشد. مراتع کم تراکم با افزایشی حدود ۲۴،۶۳ درصد گسترش یافته اند؛ عاملی که ممکن است به تخریب مراتع متراکم، چرای بی رویه یا تغییر ترکیب پوشش گیاهی به دلیل کاهش نزولات جوی نسبت داده شود. در مقابل، اراضی دیم با کاهشی معادل ۲۹،۹۶ درصد بیشترین افت مساحت را تجربه کرده اند که می تواند ناشی از تغییر کاربری به کشاورزی آبی، توسعه فضاهای شهری یا کاهش بهره برداری در اثر بحران آب و افت بارندگی ها باشد. مراتع متراکم نیز با کاهش ۹،۳۶ درصدی به مرور جای خود را به مراتع کم تراکم داده اند که نشان دهنده کاهش کیفیت پوشش مرتعی در منطقه است. پهنه های آبی با کاهشی برابر با ۱۰،۶۹ درصد روبه رو بوده اند که احتمالاً تحت تأثیر کاهش منابع سطحی مانند رودخانه ها، تالاب ها و مخازن آب به دلیل خشکسالی یا برداشت بی رویه قرار گرفته اند.

در نهایت، پوشش برف با کاهش چشمگیر ۹۶،۰۳ درصدی تقریباً به طور کامل از نقشه های طبقه بندی حذف شده است؛ این امر گواهی روشن بر اثرات تغییرات اقلیمی، به ویژه گرمایش جهانی و کاهش بارش برف در منطقه مورد مطالعه است. نتایج حاصل از این پژوهش به ویژه در زمینه افزایش مساحت اراضی کشاورزی آبی، مسکونی و کاهش مراتع با یافته های نظامی و همکاران (۱۴۰۲) و ایزدی فرد و همکاران (۱۴۰۲) در حوضه آبخیز سامیان هم راستا است. نتیجه حاصل از طبقه بندی به روش (Smile Random Forest) در شکل ۳ آورده شده است.

جدول (۱) تغییرات کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان (۲۰۱۵-۲۰۲۴) با الگوریتم SmileRandomForest در Google Earth Engine

کلاس	۲۰۱۵	۲۰۲۴	درصد تغییر	نوع تغییر
آب	۱۹۰۰۷	۱۷۰۰۳	-۱۰,۶۹	کاهش
مسکونی	۱۹۲,۶۶	۲۲۴,۲۹	+۱۶,۴۰	افزایش
کشاورزی آبی	۱۱۶۱,۴۶	۱۴۴۵,۰۹	+۲۴,۴۱	افزایش
جنگل	۹۶,۶۳	۱۳۳,۵۷	+۳۸,۲۵	افزایش
مراعات متراکم	۴۸۵,۷۵	۴۴۰,۳۶	-۹,۳۶	کاهش
مراعات کم تراکم	۶۹۴,۲۱	۸۶۵,۴۴	+۲۴,۶۳	افزایش
دیم	۱۵۷۹,۰۲	۱۱۰۶,۰۲	-۲۹,۹۶	کاهش شدید
برف	۶,۶۱	۰,۲۶	-۹۶,۰۳	کاهش شدید

(منبع: یافته‌های پژوهشی، ۱۴۰۴)



شکل (۳) نقشه طبقه‌بندی کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان با الگوریتم SmileRandomForest در محیط Google Earth Engine (منبع: ترسیم کنندگان، ۱۴۰۴)

نتایج طبقه‌بندی کاربری اراضی با الگوریتم SVM

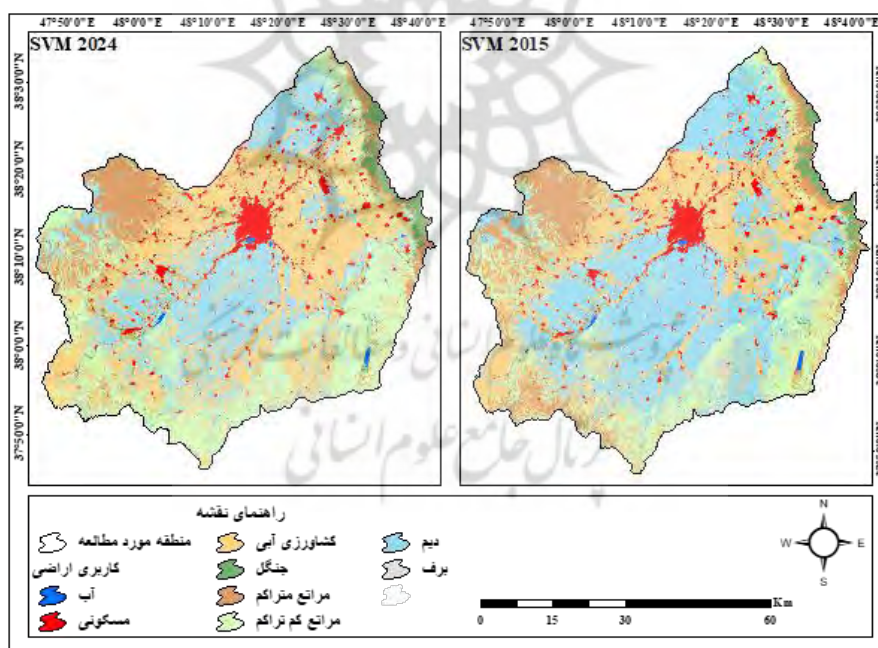
الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) به عنوان یکی از الگوریتم‌های دقیق و قدرتمند در طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور شناخته می‌شود. نتایج حاصل از طبقه‌بندی کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان با استفاده از این الگوریتم برای سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ با توجه به جدول (۲) نشان‌دهنده تغییرات محسوسی در برخی کلاس‌های کاربری است. کلاس کشاورزی آبی با افزایش قابل توجه ۳۵,۲۹ درصدی (از ۱۱۱۸,۲۹ به ۱۵۱۳,۳۹ کیلومتر مربع) بیشترین میزان رشد را در بین تمامی کلاس‌ها داشته است. این میزان حتی فراتر از مقدار ثبت‌شده توسط الگوریتم (Random Forest) بوده و می‌تواند حاکی از حساسیت بالای الگوریتم (SVM) نسبت به الگوهای طیفی خاص اراضی کشاورزی آبی باشد. پوشش درختی با افزایش چشمگیر ۵۸,۶۵ درصدی (از ۹۲,۵۱ به ۱۴۶,۷۵ کیلومتر مربع) بیشترین تغییر مثبت را در میان تمام کلاس‌ها نشان داده است. این رشد می‌تواند بیانگر گسترش باغات، پروژه‌های جنگل‌کاری و یا احتمالاً طبقه‌بندی اشتباه در نواحی با پوشش گیاهی متراکم باشد. مراعات کم‌تراکم نیز با افزایش ۳۳,۳۳ درصدی، روندی مشابه الگوریتم قبلی را نشان می‌دهند و بر تبدیل تدریجی مراعات متراکم به مراعات کم‌تراکم دلالت دارند که می‌تواند نتیجه چرای بیش از حد یا تغییرات اقلیمی باشد. کلاس اراضی مسکونی با افزایش ۱۳,۴۷ درصدی، بیانگر رشد فضاهای ساخته‌شده و گسترش افقی شهرها در منطقه مورد مطالعه است. در مقابل، کلاس اراضی دیم با کاهشی معادل ۳۴,۴۹ درصد بیشترین افت مساحت را در بین تمامی کلاس‌ها نشان داده است.

این تغییر می تواند نتیجه تبدیل اراضی دیم به کشاورزی آبی، مناطق شهری یا اراضی بایر در اثر کم آبی، توسعه یا سیاست های کاربری زمین باشد. مراتع متراکم نیز با کاهش ۲۲۰۹۸ درصدی نسبت به الگوریتم RF افت بیشتری را نشان می دهند که احتمالاً بیانگر تشدید تخریب پوشش مرتعی است. پوشش برفی با کاهش شدید ۹۶۰۵۱ درصدی، به وضوح روند بحرانی زوال منابع برفی و ذخایر برف زمستانی در منطقه را تأیید می کند و مؤید اثرات آشکار گرمایش جهانی و کاهش بارش برف است. در نهایت، پهنه های آبی با کاهش ۱۲۰۱۵ درصدی، افت در منابع آب سطحی نظیر دریاچه ها، رودخانه ها و مخازن کوچک را نشان می دهد که می تواند نتیجه خشکسالی، کاهش ورودی های آب یا برداشت بی رویه از منابع آبی باشد. نتیجه حاصل از طبقه بندی به روش (SVM) در شکل ۴ آورده شده است.

جدول (۲) تغییرات کاربری اراضی حوزه آبخیز سامیان (۲۰۱۵-۲۰۲۴) با الگوریتم SVM در Google Earth Engine

کلاس	۲۰۱۵	۲۰۲۴	درصد تغییر	نوع تغییر
آب	۲۰۰۸۹۲	۱۸۰۳۵۴	-۱۲۰۱۵	کاهش
مسکونی	۱۷۹۰۰۶۴	۲۰۳۰۱۸۳	+۱۳۰۴۷	افزایش
کشاورزی آبی	۱۱۱۸۰۲۸۹	۱۵۱۳۰۳۹۳	+۳۵۰۲۹	افزایش
جنگل	۹۲۰۵۰۶	۱۴۶۰۷۴۸	+۵۸۰۶۵	افزایش
مراتع متراکم	۴۹۹۰۳۶	۳۸۴۰۶۴	-۲۲۰۹۸	کاهش
مراتع کم تراکم	۶۵۹۰۶۸۱	۸۷۹۰۵۸۳	+۳۳۰۳۳	افزایش
دیم	۱۶۵۸۰۰۳۳	۱۰۸۶۰۰۸۶	-۳۴۰۴۹	کاهش
برف	۷۰۵۹۷	۰۰۲۶۵	-۹۶۰۵۱	کاهش

(منبع: یافته های پژوهشی، ۱۴۰۴)



شکل (۴) نقشه طبقه بندی کاربری اراضی حوزه آبخیز سامیان با الگوریتم SVM در محیط Google Earth Engine (منبع: ترسیم کنندگان، ۱۴۰۴)

ارزیابی دقت طبقه بندی الگوریتم‌ها

نتایج عملکرد الگوریتم جنگل تصادفی (RF)

نتایج طبقه بندی با الگوریتم جنگل تصادفی برای سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ نشان دهنده دقت بسیار بالای در تفکیک کلاس‌های کاربری اراضی بود. طبق جدول (۷) صحت کلی در سال ۲۰۱۵ برابر با ۰,۹۹ و در سال ۲۰۲۴ نیز برابر ۰,۹۹ به دست آمده. همچنین ضریب کاپا برای هر دو سال ۰,۹۹ به دست آمده که نشان دهنده ی توافق بسیار بالا بین نتایج طبقه بندی و داده‌های مرجع می باشد. باتوجه به جدول (۳) در سال‌های ۲۰۱۵ کلاس آب با دقت استفاده کننده ۹۹,۹۹ درصد و دقت تولید کننده ۹۹,۹۶ درصد و کلاس مسکونی با دقت ۱۰۰ درصد از نظر دقت استفاده کننده بالاترین کیفیت طبقه بندی را داشتند. سایر کلاس‌ها نیز با دقت‌هایی بالاتر از ۹۹ درصد عملکرد بسیار مناسبی داشتند که بیانگر قدرت بالای الگوریتم RF در کار با داده‌های پیچیده ی چند کلاسه در محیط گوگل ارث انجین است. در سال ۲۰۲۴ (جدول ۴) نیز الگوریتم RF عملکرد مشابهی ارائه داد. تقریباً تمام کلاس‌ها با دقت‌هایی بالاتر از ۹۹ درصد طبقه بندی شدند. تنها کلاس کشاورزی آبی با دقت استفاده کننده ۹۸,۶۴ درصد کمی کمتر از سایر کلاس‌ها بود که احتمالاً به دلیل همپوشانی طیفی با کلاس دیم یا پوشش گیاهی مشابه در فصل رشد بوده است.

جدول (۳) جدول ماتریس درهم‌ریختگی همراه دقت تولید کننده و کاربر حاصل از طبقه بندی نقشه کاربری اراضی با الگوریتم جنگل

تصادفی (سال ۲۰۱۵)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم تراکم	دیم	برف	دقت تولید کننده (%)	دقت کاربر (%)
آب	۶۹۹۷	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۰	۹۹,۹۶	۹۹,۹۹
مسکونی	۰	۶۹۷۴	۸	۵	۱	۱	۱۱	۰	۹۹,۶۳	۱۰۰
کشاورزی آبی	۰	۰	۶۰۴۷	۳	۱۰	۱۳	۲۷	۰	۹۹,۲۴	۹۹,۵۶
جنگل	۱	۰	۶	۶۹۸۵	۳	۲	۰	۳	۹۹,۷۹	۹۹,۴۲
مرتع متراکم	۰	۰	۵	۱۴	۶۹۷۷	۴	۰	۰	۹۹,۶۷	۹۹,۵۹
مرتع کم تراکم	۰	۰	۳	۷	۱۰	۶۹۷۸	۲	۳	۹۹,۶۹	۹۹,۰۵
دیم	۰	۰	۸	۰	۱	۱۶	۶۹۷۵	۰	۹۹,۶۴	۹۹,۴۱
برف	۰	۰	۰	۱۳	۲	۰	۰	۲۵۲۹	۹۹,۴۱	۹۹,۸۸

(منبع: یافته‌های پژوهشی، ۱۴۰۴)

جدول (۴) جدول ماتریس درهم‌ریختگی همراه دقت تولید کننده و کاربر حاصل از طبقه بندی نقشه کاربری اراضی با الگوریتم جنگل

تصادفی (سال ۲۰۲۴)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم تراکم	دیم	برف	دقت تولید کننده (%)	دقت کاربر (%)
آب	۶۹۹۸	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱	۹۹,۹۷	۹۹,۹۷
مسکونی	۰	۶۹۷۸	۵	۷	۱	۳	۶	۰	۹۹,۴۳	۹۹,۶۱
کشاورزی آبی	۰	۰	۶۹۵۸	۶	۱۳	۱۱	۱۲	۰	۹۹,۳۲	۹۸,۶۴
جنگل	۰	۰	۲	۶۹۸۹	۸	۱	۰	۰	۹۹,۷۱	۹۹,۵۸
مرتع متراکم	۰	۰	۰	۲۴	۶۹۷۵	۱	۰	۰	۹۹,۶۶	۹۹,۸۲
مرتع کم تراکم	۱	۰	۳	۳	۲۶	۶۹۶۷	۰	۰	۹۹,۶۷	۹۹,۸۸
دیم	۱	۰	۱	۰	۵	۱۶	۶۹۶۶	۱۱	۹۹,۵۵	۹۹,۸۴
برف	۰	۰	۰	۰	۳	۰	۰	۶۷۸۷	۹۹,۹۶	۹۹,۸۸

(منبع: یافته‌های پژوهشی، ۱۴۰۴)

نتایج عملکرد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (Svm)

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان نیز برای طبقه بندی داده های سال های ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ به کار گرفته شد. در سال ۲۰۱۵ صحت کلی مدل ۷۵۱ درصد و ضریب کاپای ۴۴۴ درصد به دست آمده. این مقادیر گرچه از سطح قابل قبولی برخوردارند اما در مقایسه با الگوریتم RF از دقت پایین تری حکایت دارند.

در سال های ۲۰۱۵ با توجه به جدول (۵) کلاس هایی نظیر آب و برف با دقت استفاده کننده بالای ۹۸ درصد و دقت تولید کننده آب بیش از ۹۵ درصد عملکرد بسیار خوبی داشتند اما طبقه بندی برخی کلاس ها مانند کشاورزی آبی (با دقت تولید کننده ۵۹۰۸ درصد و دقت استفاده کننده ۵۵۰۷۲ درصد) و مراتع دچار کاهش دقت قابل ملاحظه ای شد. دلیل این امر می تواند به حساسیت الگوریتم Svm نسبت به مرزهای کلاس ها و داده های دارای هم پوشانی طیفی بازگردد. در سال ۲۰۲۴ دقت کلی Svm به ۷۵۷ درصد و ضریب کاپا نیز ۲۲ درصد برآورد شد. دقت طبقه بندی کلاس هایی مانند کشاورزی آبی، مرتع متراکم و مرتع کم تراکم کاهش قابل توجهی داشت به گونه ای که دقت تولید کننده برای کلاس مرتع کم تراکم تنها ۵۶۰۲ درصد بود و دقت استفاده کننده به ۶۰۰۹ درصد رسید. به نظر می رسد افزایش پراکندگی طیفی و شباهت بین پوشش های گیاهی باعث ضعف نسبی الگوریتم Svm در تفکیک دقیق این کلاس ها در سال ۲۰۲۴ شده باشد جدول (۶).

جدول (۵) جدول ماتریس درهم ریختگی همراه دقت تولید کننده و کاربر حاصل از طبقه بندی نقشه کاربری اراضی با الگوریتم ماشین

بردار پشتیبان (سال ۲۰۱۵)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم تراکم	دیم	برف	دقت تولید کننده (%)	دقت کاربر (%)
آب	۱۰۱۱	۰	۱۱	۲	۴	۴	۲۶	۰	۹۵۰۵۶	۹۸۰۲۵
مسکونی	۵	۹۶۰	۶۶	۷	۵	۱۳	۴۶	۰	۸۷۰۱۱	۱۰۰
کشاورزی آبی	۳	۰	۵۸۹	۱۳	۴۸	۱۳۲	۲۰۰	۰	۵۹۰۸	۵۵۰۷۲
جنگل	۱	۰	۵۹	۹۴۰	۷۹	۱۵	۰	۰	۸۵۰۹۲	۷۳۰۸۴
مرتع متراکم	۰	۰	۶۸	۱۰۹	۶۶۳	۱۴۰	۱	۰	۶۷۰۵۸	۶۵۰۴۵
مرتع کم تراکم	۰	۰	۱۵۸	۱۶	۱۳۱	۶۸۴	۸۵	۰	۶۳۰۶۹	۶۰۰۸۵
دیم	۲	۰	۱۰۵	۰	۴	۱۳۳	۷۹۷	۰	۷۶۰۵۶	۶۸۰۹۴
برف	۷	۰	۱	۱۸۶	۷۹	۳	۱	۳۰۰	۵۱۰۹۹	۱۰۰

جدول (۶) جدول ماتریس درهم ریختگی همراه دقت تولید کننده و کاربر حاصل از طبقه بندی نقشه کاربری اراضی با الگوریتم ماشین

بردار پشتیبان (سال ۲۰۲۴)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم تراکم	دیم	برف	دقت تولید کننده (%)	دقت کاربر (%)
آب	۱۰۱۵	۰	۸	۲	۴	۴	۲۴	۰	۹۵۰۴	۹۸۰۴
مسکونی	۵	۹۶۶	۶۲	۷	۵	۱۳	۴۲	۰	۸۷۰۸	۱۰۰
کشاورزی آبی	۳	۰	۶۰۰	۱۳	۴۳	۱۲۸	۱۹۷	۰	۵۳۰۹	۵۷۰۹
جنگل	۱	۰	۵۸	۹۴۲	۷۹	۱۵	۰	۰	۸۳۰۲	۷۸۰۳
مرتع متراکم	۰	۰	۶۷	۱۰۷	۶۷۰	۱۳۹	۱	۰	۶۳۰۸	۶۳۰۱
مرتع کم تراکم	۰	۰	۱۵۳	۱۶	۱۳۱	۶۹۰	۸۴	۰	۵۶۰۲	۶۰۰۹
دیم	۲	۰	۱۰۲	۰	۴	۱۳۱	۸۰۲	۰	۷۶۰۴	۶۴۰۱
برف	۷	۰	۱	۱۸۲	۷۹	۵۳	۱	۳۰۴	۴۷۰۸	۱۰۰

مقایسه و تحلیل کلی عملکرد الگوریتم‌ها

مقایسه نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد برتری نسبت به ماشین بردار پشتیبان در طبقه بندی کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه دارد. الگوریتم RF نه تنها صحت کلی و ضریب کاپای بالاتری ارائه داده بلکه دقت طبقه بندی در تمامی کلاس ها نیز یکنواخت و قابل اعتمادتر بوده است. با توجه به جدول (۷) صحت کلی در هر دو سال مورد مطالعه به بیش از ۰.۹۹ درصد رسیده و ضریب کاپای آن نیز در حدود ۰.۹۹ برآورد شده است. در حالی که الگوریتم SVM صحت کلی پایین تری ۰.۷۵ نشان داده است. همچنین ضریب کاپای SVM حدود ۰.۷۱ قرار دارد که حاکی از توافق کمتر این مدل با داده های مرجع است. در بررسی دقت تفکیکی کلاس ها نیز الگوریتم RF عملکرد مطلوب تری نشان داده است. به ویژه در کلاس هایی با پوشش گیاهی متراکم یا مشابه مانند کشاورزی آبی و مراتع کم تراکم که معمولاً چالش برانگیز هستند. در مقابل SVM در تفکیک این نوع کلاس ها با کاهش دقت مواجه بوده و تنها در برخی کلاس های خالص مانند آب و برف توانسته دقت بالا را حفظ کند. این مسئله احتمالاً به حساسیت بالای SVM نسبت به داده های مرزی و ویژگی های طیفی همپوشانی باز میگردد. از نظر اجرایی نیز الگوریتم RF به دلیل ساختار درختی و قابلیت پردازش موازی، از کارایی محاسباتی بالاتری برخوردار است و در پروژه هایی با حجم داده ی بالا عملکرد سریع تر و پایدارتری دارد. این مزایا همراه با دقت بالای طبقه بندی موجب شده که RF گزینه مناسب تری برای کاربرهای علمی و تهیه ی نقشه های دقیق کاربری اراضی در محیط گوگل ارث انجین تلقی شود.

جدول (۷) شاخص کاپا و دقت کلی طبقه بندی کاربری اراضی حوضه آبخیز سامیان (منبع: یافته های پژوهشی ۱۴۰۴)

سال	روش طبقه بندی	صحت کلی	ضریب کاپا
۲۰۱۵	SmileRandomForest	۰.۹۹	۰.۹۹
	SVM	۰.۷۵۱	۰.۴۴۴
۲۰۲۴	SmileRandomForest	۰.۹۹	۰.۹۹
	SVM	۰.۷۱	۰.۲۲

این نتایج بیانگر این است که الگوریتم SmileRandomForest به دلیل توانایی بالاتر در تفکیک کلاس های کاربری گزینه مناسب تری برای بررسی تغییرات کاربری اراضی در حوضه آبخیز سامیان است. که با نتایج مطالعات آوجی (۲۰۲۳) که بر کارایی بالای RF در مقایسه با SVM برای طبقه بندی کاربری اراضی تأکید می‌کند همخوانی دارد. از طرفی با مطالعات قدسی وهمکاران (۱۳۹۹) که نشان دادن الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با صحت کلی ۹۱.۳۶ درصد و ضریب کاپای ۰.۸۹۲۷ عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم جنگل تصادفی در تولید نقشه های دقیق تر کاربری اراضی و محصولات کشاورزی داشته است. مغایرت دارد.

ارزیابی نتایج حاصل از جدول CrossTab الگوریتم RF

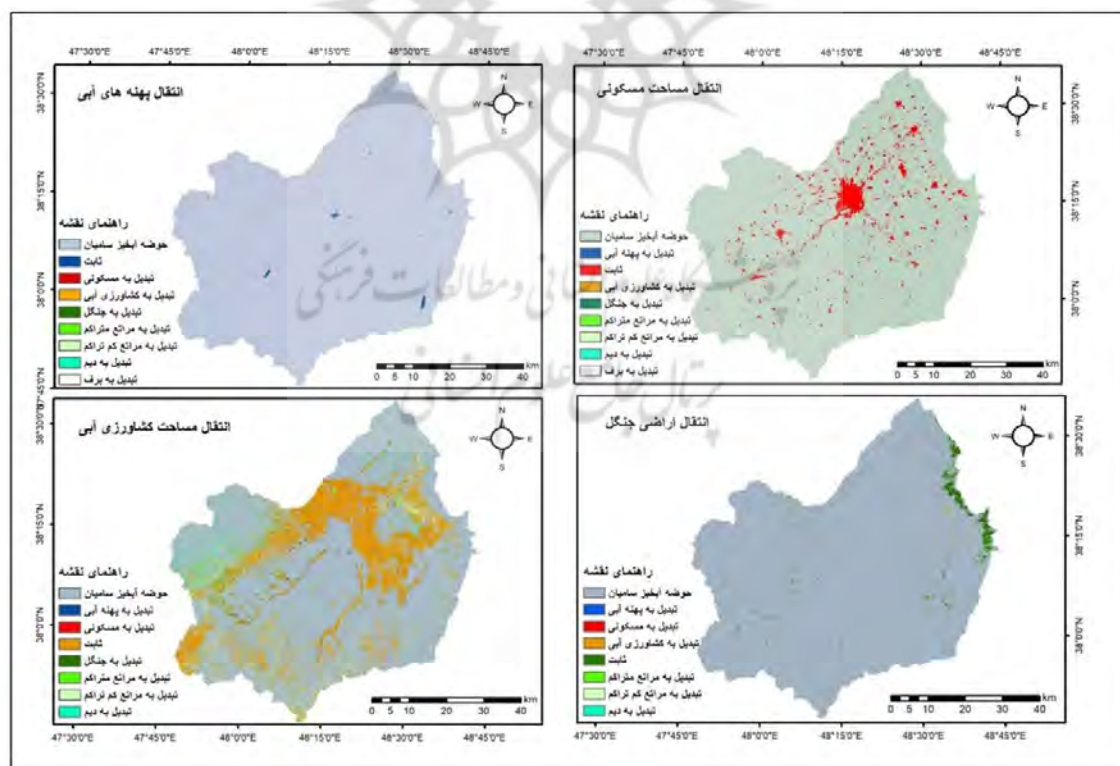
براساس نتایج حاصل از جدول (۸) الگوریتم RF پایداری بالایی در کلاس های دیم ۹۴۷.۰۹ کیلومتر مربع، کشاورزی آبی ۸۵۹.۷ کیلومتر مربع و مراتع کم تراکم ۵۱۶.۶ کیلومتر مربع مشاهده می شود. این موضوع نشان دهنده ی توانمندی الگوریتم RF در تفکیک صحیح این کلاس ها و ثبات نسبی آن ها در منطقه سامیان است. بیشترین میزان تبدیل مربوط به کاهش دیم و تبدیل آن به کشاورزی آبی ۴۷۳.۶ کیلومتر مربع است. این تغییر می تواند ناشی از تغییر در الگوی بهره برداری از زمین و تمایل کشاورزان به کشت محصولات با ارزش اقتصادی بالاتر باشد. مقدار قابل توجهی از مراتع متراکم ۳۲۴.۱ کیلومتر مربع نیز پایدار باقی مانده با این حال بخشی هایی از آن به مرتع کم تراکم ۸۶.۳ کیلومتر مربع و کشاورزی آبی ۳۸.۴ کیلومتر مربع تغییر یافته اند که نشان دهنده ی تخریب نسبی پوشش گیاهی طبیعی و گسترش کاربری های انسانی است. کلاس های مسکونی نیز عمدتاً پایدار بوده اما مشاهده تبدیل هایی از کلاس دیم ۱۷.۷ کیلومتر مربع و کشاورزی آبی ۲۲.۶ کیلومتر مربع به مسکونی نشان دهنده گسترش مناطق شهری یا توسعه های روستایی باشد. در برخی موارد اشتراک طیفی و فضایی بین کلاس ها منجر به تداخل شده است. به طور خاص بخش هایی از پوشش جنگلی ۷۱.۱ کیلومتر مربع به درستی شناسایی

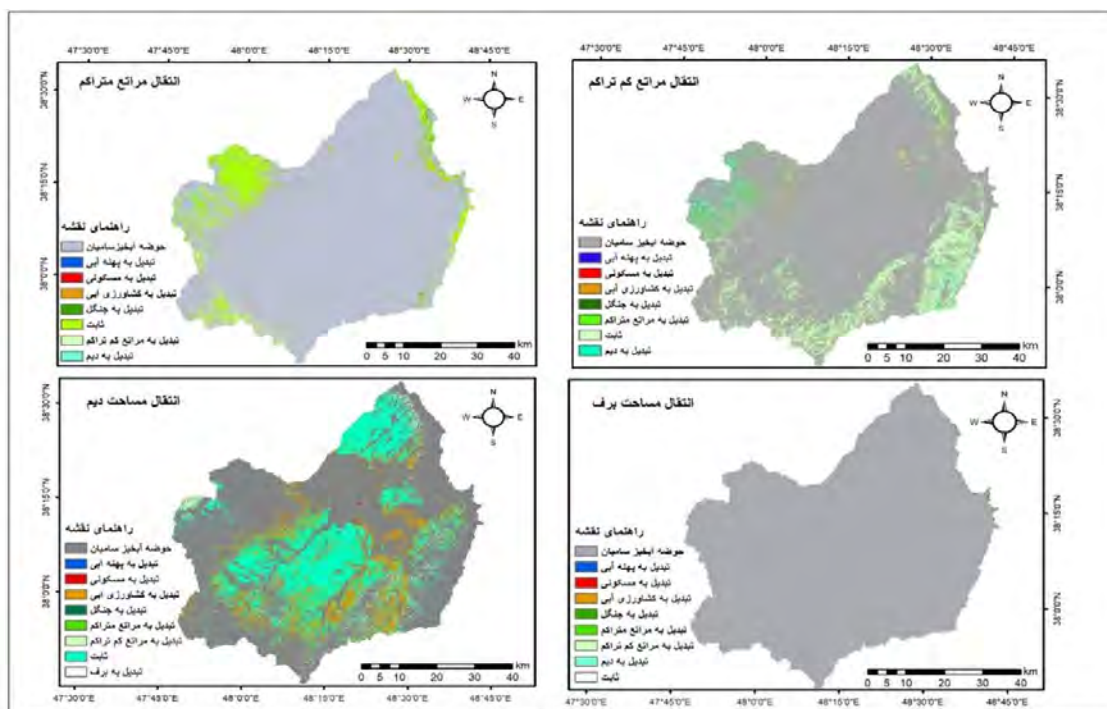
شده اند اما تبدیل آن به کشاورزی آبی ۱۱۰۷ و مراتع متراکم ۱۰۰۷ کیلومترمربع قابل توجه است. که ممکن است به دلیل تشابه طیفی و یا تخریب جنگل ها برای مصارف کشاورزی باشد. کلاس برف دارای بیشترین خطای تفکیک است و اغلب با جنگل یا کشاورزی آبی اشتباه گرفته شده است. از آنجا که این کلاس معمولاً ناپایدار فصلی و با دقت طیفی پایین تر در تصاویر اپتیکال ظاهر می شود خطاهای طبقه بندی آن قابل انتظار است. شکل (۵)

جدول (۸) ماتریس انتقال کاربری اراضی حاصل از الگوریتم RF در بازه زمانی (۲۰۱۵-۲۰۲۴)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم	دیم	برف
آب	۹۰۶	۰۰۹	۲۰۲	۰۰۶	۰۰۱	۴۰۲	۲۰۴	۰۰۱
مسکونی	۰۰۵	۱۸۲۰۴	۵۰۹	۰۰۵	۰۰۵	۱۰۵	۳۰۲	۰
کشاورزی آبی	۲۰۴	۲۲۰۶	۸۵۹۰۷	۳۰۰۹	۵۲۰۸	۱۲۰۰۷	۷۱۰۸	۰
جنگل	۰۰۲	۰۰۶	۱۱۰۷	۷۱۰۱	۱۰۰۷	۴۰۲	۰۰۲	۰
مرتع متراکم	۰۰۳	۱۰۱	۳۸۰۴	۲۳۰۴	۳۳۴۰۱	۸۶۰۳	۱۲۰۵	۰
مرتع کم تراکم	۰۰۷	۱۰۳	۵۱۰۲	۴۰۳	۴۸۰۷	۵۱۶۰۶	۷۰۰۷	۰
دیم	۳۰۸	۱۷۰۷	۴۷۳۰۶	۱۰۴	۱۰۴	۱۲۸۰۷	۹۴۷۰۹	۰
برف	۰	۰۰۱	۰۰۲	۴۰۷	۱۰۴	۰۰۵	۰۰۱	۰۰۲

الگوریتم RF به خوبی توانسته است الگوی اصلی تبدیل کاربری ها مانند تبدیل دیم به کشاورزی آبی یا مراتع متراکم به کم تراکم را تازتاب دهد. این الگوها همسو با واقعیت های اقلیمی و مدیریتی کشور در دهه اخیر است که تخریب مراتع و گسترش سکونتگاه ها همراه بوده.





شکل (۵) نقشه CrossTab الگوریتم RF (۲۰۱۵-۲۰۲۴)

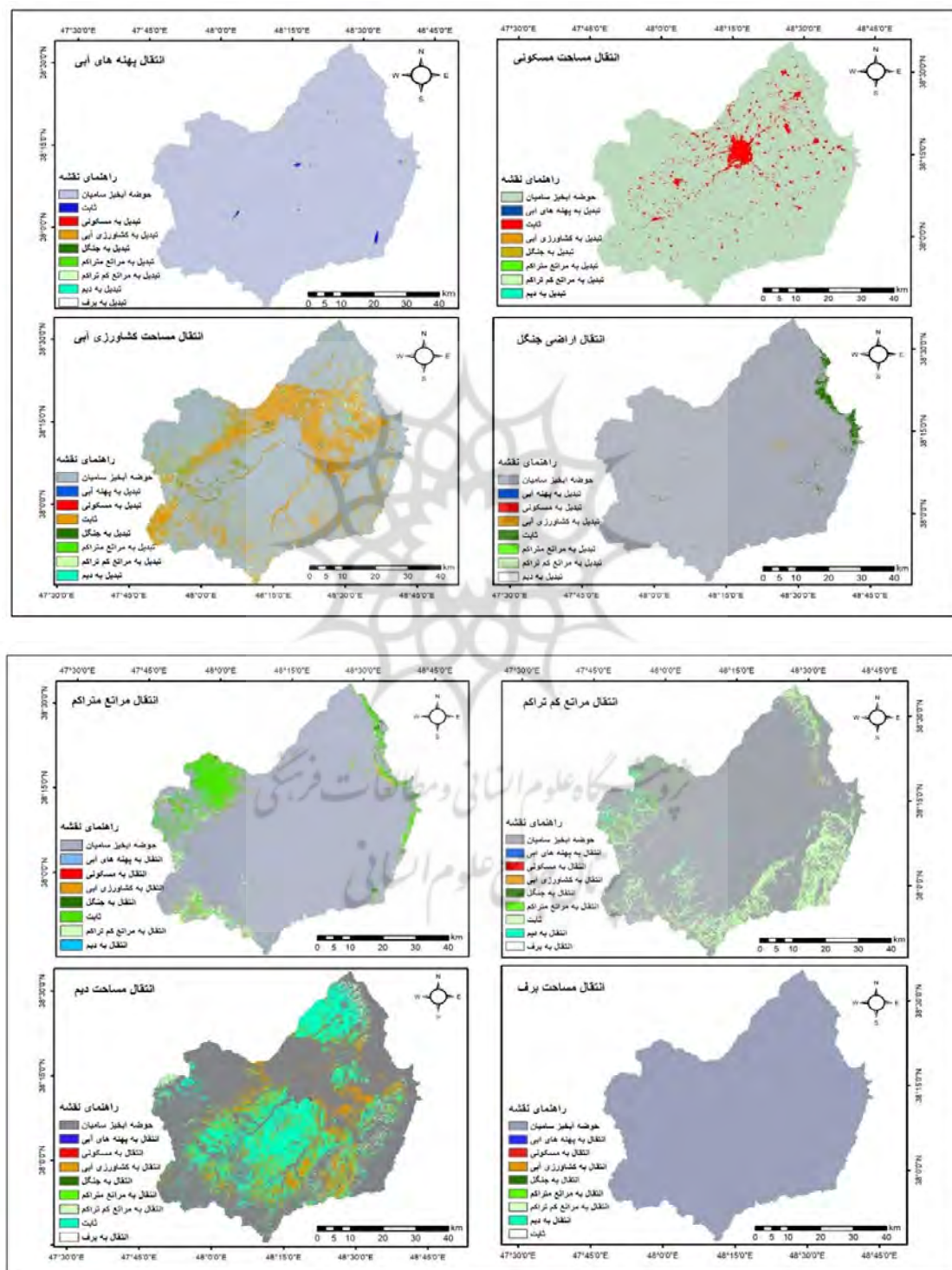
ارزیابی نتایج حاصل از جدول CrossTab الگوریتم SVM

با توجه به جدول (۹) مربوط به الگوریتم SVM نیز پایداری کلاس‌های از جمله دیم ۹۶۶٫۶ کیلومترمربع بیشترین پایداری را داشته است. همچنین کشاورزی آبی ۸۷۱٫۹ و مراتع کم تراکم ۵۴۶ کیلومترمربع از پایداری نسبتاً بالایی برخوردارند که با نتایج الگوریتم RF همراستا است. الگوهای اصلی تبدیل (شکل ۶) تبدیل دیم به کشاورزی آبی ۵۵۲٫۹ کیلومتر مربع بیشترین تغییر بین کلاس‌ها را نشان می‌دهد که مشابه RF بوده و نشان‌دهنده‌ی گسترش چشم‌گیر فعالیت‌های کشاورزی آبی در حوضه طی بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ است. تبدیل مراتع متراکم به کم تراکم ۱۰۲۰۱ کیلومترمربع نشانگر روند تخریب تدریجی پوشش مرتعی و کاهش تراکم گیاهی است که می‌تواند ناشی از چرای بی‌رویه، خشکسالی یا تغییرات اقلیمی باشد. در کلاس جنگل نیز اگرچه بخش زیادی ۷۲۰۵ کیلومترمربع پایدار مانده اما تبدیل آن به کشاورزی آبی ۹۰۵ و مراتع متراکم ۹ کیلومترمربع بیانگر تخریب بخشی از پوشش جنگلی به نفع سایر کاربری‌ها است. مقدار پایداری کلاس مسکونی ۱۷۸۰۸ کیلومتر مربع نسبتاً بالا بوده و کمترین تبدیل از دیگر کاربری‌ها به آن مشاهده می‌شود.

جدول (۹) ماتریس انتقال کاربری اراضی حاصل از الگوریتم SVM در بازه زمانی (۲۰۱۵-۲۰۲۴)

کلاس	آب	مسکونی	کشاورزی آبی	جنگل	مرتع متراکم	مرتع کم تراکم	دیم	برف
آب	۹۰۹	۰۰۴	۳۰۳	۰۰۳	۰۰۱	۲۰۸	۲۰۵	۰۰۲
مسکونی	۰۰۱	۱۷۸۰۸	۰۰۴	۰	۰	۰۰۱	۰۰۳	۰
کشاورزی آبی	۳	۱۲۰۴	۸۷۱۰۹	۴۷	۳۴۰۳	۹۷۰۵	۵۱۰۲	۰
جنگل	۰۰۲	۰۰۴	۹۰۵	۷۲۰۵	۹	۱۰۲	۰۰۱	۰
مرتع متراکم	۰۰۳	۰۰۶	۵۴۰۹	۲۴	۳۰۱۰۴	۱۰۲۰۱	۱۶۰۵	۰
مرتع کم تراکم	۰۰۵	۰۰۵	۲۰۰۳	۲۰۸	۳۸۰۱	۵۴۶۰۴	۴۹۰۷	۰
دیم	۴۰۱	۱۰۰۹	۵۵۲۰۹	۲۰۵	۱۰۷	۱۲۶۰۳	۹۶۶۰۶	۰۰۱
برف	۰	۰	۰۰۱	۱۰۱	۰۰۴	۰۰۱	۰	۰

برخلاف الگوریتم RF مدل SVM در تمایز کلاس‌های مرزی مانند مرتع متراکم و کم تراکم عملکرد نسبتاً بهتری از خود نشان داده است و اختلاط بین این دو کلاس در مقایسه با RF کمتر بوده است. با این حال خطای تفکیک در برخی کلاس‌ها مانند آب و برف بیشتر دیده می‌شود. به عنوان مثال کلاس برف به میزان اندکی با درخت و کشاورزی آبی اشتباه شده است که می‌تواند ناشی از شباهت طیفی پیکسل‌ها در شرایط خاص (مثل ذوب برف یا اختلاط مکانی) باشد.



شکل (۶) نقشه CrossTab الگوریتم SVM (۲۰۱۵-۲۰۲۴)

نتیجه گیری

یافته های این تحقیق نشان می دهد که بهره گیری از داده های سنجش از دور در محیط گوگل ارث انجین همراه با بکارگیری الگوریتم های پیشرفته یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) ابزاری توانمند و کارآمد برای پایش تغییرات کاربری اراضی در مقیاس حوضه ای فراهم می کند. مقایسه عملکرد دو الگوریتم به کار رفته حاکی از برتری قابل توجه الگوریتم جنگل تصادفی نسبت به ماشین بردار پشتیبان در تفکیک کلاس های مختلف کاربری به ویژه در طبقات با ویژگی های طیفی نزدیک مانند کشاورزی آبی، مراتع و پوشش درختی است. الگوریتم RF با دقت کلی و ضریب کاپای بالای ۰.۹۹ در هر دو سال ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ عملکرد قابل اطمینان از خودنشان داده در حالی که SVM در هر دو شاخص مذکور مقادیر پایین تری را ارائه داد. این تفاوت عملکرد به ویژه در تفکیک کلاس هایی با ویژگی های طیفی نزدیک مانند مراتع و کشاورزی آبی آشکارتر بود. از منظر تغییرات فضایی افزایش قابل توجه کاربری کشاورزی آبی تا ۳۵ درصد در SVM و ۲۴ درصد در RF رشد سکونتگاه های انسانی ۱۳ تا ۱۶ درصد و کاهش چشمگیر اراضی دیم حدود ۳۰ تا ۳۵ درصد از مهم ترین الگوهای شناسایی بوده اند همچنین کاهش پوشش برف بیش از ۹۶ درصد و افت پهنه های آبی در هر دو الگوریتم نشانه هایی از اثرات تغییرات اقلیمی در منطقه سامیان در طی بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ می باشد که هشدار جدی برای منابع آبی و پایداری اکولوژیکی منطقه محسوب می شود. هم راستایی الگوهای تبدیل در نتایج CrossTab هر دو الگوریتم نیز تاکیدکننده پایداری برخی کلاس ها مانند اراضی دیم و کشاورزی آبی و در عین حال روند نگران کننده ی تخریب مراتع متراکم است که عمدتاً به نفع کلاس های کشاورزی آبی مراتع کم تراکم بوده که توسعه یافته اند. در مجموع نتایج این تحقیق نشان می دهد که الگوریتم RF به ویژه در محیط پردازش ابری گوگل ارث انجین گزینه ای مناسب و قدرتمند برای طبقه بندی و پایش تغییرات پوشش زمین در مقیاس حوضه ای است. پیشنهاد می شود در مطالعات آتی استفاده از داده های فصلی یا شاخص های ترکیبی برای تحلیل دقیق تر روند تغییرات و مدلسازی سناریوهای آینده نیز مدنظر قرارگیرد.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

مشارکت نویسندگان

همه نویسندگان به طور مساوی در نگارش بخش های مختلف مقاله مشارکت داشته اند.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

حامی مالی

مقاله حاضر با حمایت مالی معاونت پژوهشی و فناوری دانشگاه محقق اردبیلی انجام شد.

سپاسگزاری

از معاونت محترم پژوهشی و فناوری دانشگاه محقق اردبیلی بخاطر حمایت مالی و همکاری در اجرای پژوهش حاضر سپاسگزاری می شود.

منابع و مأخذ

ابراهیمی بابک، پسندی مهرداد، نیل فروشان هانیه. (۱۴۰۲). تخمین تغییرات کاربری اراضی تحت آبیاری انهار سنتی شهرستان خوانسار. علوم آب و خاک. ۷۷-۹۱(۴)، ۲۷. doi: [10.47176/jwss.27.4.27532](https://doi.org/10.47176/jwss.27.4.27532)

اسفندیاری درآباد، نظافت تکه. (۱۴۰۴). تجزیه و تحلیل تاثیرگذاری شاخص‌های E و L در پایداری و امنیت آب حوزه آبخیز سامیان. فصلنامه مطالعات توسعه پایدار شهری و منطقه ای. ۱۵-۳۰، ۶(۴).

https://www.srds.ir/article_216659.html?lang=en

اسفندیاری درآبادی، رفیعی محمودجق، هادی، فرزانه. (۱۴۰۰). بررسی تغییرات کاربری اراضی حوضه آبریز زرینه رود و تاثیر آن بر روی فرسایش خاک با استفاده از مدل WLC. هیدروژئومورفولوژی. ۴۵-۶۸، ۸(۲۹).

[doi: 10.22034/hyd.2021.47572.1600](https://doi.org/10.22034/hyd.2021.47572.1600)

اصغری سراسکانرود، صیاد، آقاییاری لایلا، پیروزی الناز. (۱۳۹۶). بررسی تغییرات کاربری اراضی و تاثیر آن بر فرسایش با استفاده از RS و GIS (مطالعه موردی: شهرستان نیر). سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی. ۴۹-۶۲، ۸(۴).

اصغری سراسکانرود، صیاد، شریفی طولارود. (۱۴۰۲). آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی و پهنه‌های جنگلی با استفاده از سنجش از دور (مطالعه موردی: شهرستان آستارا). مدیریت اراضی. ۱۹۵-۲۰۸، ۱۱(۲).

[doi: 10.22092/lmj.2023.362257.332](https://doi.org/10.22092/lmj.2023.362257.332)

اصغری سراسکانرود، صیاد، پسنده، امیرحسین، خاوریان. (۱۴۰۳). آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی در بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۲۴ با استفاده از پردازش تصاویر لندست ۸ و تحلیل اثرات آن (مطالعه موردی: شهر میاندوآب). فصلنامه مطالعات توسعه پایدار شهری و منطقه ای. ۳۳۰-۳۴۶، ۵(۴).

https://www.srds.ir/article_222189.html?lang=fa

ایرانی، عبقری، هیراد، رسولی. (۱۴۰۳). تحلیل ارتباط بین تغییرات کاربری اراضی و سنجه‌های سیمای سرزمین مطالعه موردی: حوزه آبخیز گذارچای. مجله آمایش جغرافیایی فضا. ۱۶۵-۱۸۸، ۱۴(۱).

ایزدی فرد، هادی، راثی نظامی، مصطفی زاده، رئوف، خاوریان. (۱۴۰۳). توسعه شهری و ویژگی‌های خشک‌سالی هیدرولوژیک کوتاه و میان مدت در حوضه سامیان استان اردبیل. جغرافیا و مطالعات محیطی. ۴۶، ۵۱(۵۱).

[doi: 10.71740/ges.2024.979123](https://doi.org/10.71740/ges.2024.979123)

ایزدی فرد، هادی، راثی نظامی، مصطفی زاده، رئوف، خاوریان. (۱۴۰۲). ارتباط تغییر ضریب رواناب سطحی با تغییر کاربری/پوشش اراضی حوضه سامیان استان اردبیل. مطالعات جغرافیایی مناطق خشک. ۲۴-۴۱، ۱۴(۵۱).

[doi: 10.22034/jargs.2023.373960.0](https://doi.org/10.22034/jargs.2023.373960.0)

توکلی مرتضی، نعیم آبادی نازنین. (۱۳۹۸). خزش شهری و تغییرات کاربری اراضی فضاهای پیراشهری نیشابور. توسعه فضاهای پیراشهری. ۱۵۱-۱۶۵، ۱(۲).

[doi: 10.1001.1.26764164.1398.1.2.12.4](https://doi.org/10.1001.1.26764164.1398.1.2.12.4)

جهانبخشی فرشید، اختصاصی محمدرضا. (۱۳۹۷). ارزیابی عملکرد سه روش طبقه بندی تصویر (جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین شباهت) در تهیه نقشه کاربری اراضی. ۲۳۵-۲۴۷، ۲۲(۴).

[doi: 10.1001.1.24763594.1397.22.4.29.4](https://doi.org/10.1001.1.24763594.1397.22.4.29.4)

جهدی. (۱۴۰۲). مدلسازی تغییرات کاربری اراضی و پیش‌بینی‌های آینده با استفاده از شبیه‌سازی CA-ANN در حوضه آبخیز ۲۵ شنرود سیاهکل. جغرافیا و مطالعات محیطی. ۱۶۴-۱۷۹، ۱۲(۴۶).

حاجی الیاسی، ناصری، بدیعی، سید پیمان. (۱۴۰۳). ارزیابی تغییرات کاربری اراضی بر مبنای تلفیق روش یادگیری ماشین و الگوریتم نقشه‌بردار زاویه طیفی با استفاده از نمونه‌های آموزشی متغیر، مطالعه موردی: حوضه آبریز تالاب

انزلی. پژوهش‌های جغرافیای طبیعی. ۳۹-۵۶، ۵۶(۴).

[doi: 10.22059/jphgr.2025.384462.1007848](https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.384462.1007848)

حزباوی، علائی، نازیلا. (۱۴۰۳). ارزیابی و بهینه‌سازی اتصال هیدرولوژیکی با هدف مدیریت منابع آب در حوزه آبخیز سامیان. برنامه ریزی فضایی. ۱۱۵-۱۳۸، ۱۴(۳).

[doi: 10.22108/sppl.2024.139234.1749](https://doi.org/10.22108/sppl.2024.139234.1749)

خلجی، صبا. (۱۴۰۰). اثرات تغییر کاربری اراضی بر برنامه‌ریزی کاربری زمین. فصلنامه علمی پژوهش‌های فضا و مکان در شهر. ۵-۱۸، ۱۹(۱)، ۱۴۰۰.

[doi: 10.1001.1.25386050.1400.1400.19.1.2](https://doi.org/10.1001.1.25386050.1400.1400.19.1.2)

رائی نظامی، ایزدی فرد، هادی، خاوریان، مصطفی زاده، رئوف. (۱۴۰۲). تغییرات کاربری/پوشش اراضی حوضه سامیان و ارتباط آن با کیفیت منابع آب سطحی، محیط زیست و مهندسی آب. ۴۱۳-۴۲۶، ۹(۳).
doi: doi.org/10.22034/jewe.2022.341548.1783

زارعی، حزبوای، مصطفی زاده، رئوف، اسمعیلی عوری، ابادر. (۱۳۹۹). مقایسه آسیب‌پذیری زیرحوضه‌های آبخیز سامیان بر اساس تغییرات مؤلفه‌های اقلیمی، پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی. ۲۱۷-۲۳۶، ۵۲(۲).
doi: [doi: 10.22059/jphgr.2020.283909.1007406](https://doi.org/10.22059/jphgr.2020.283909.1007406)

شکریان فاطمه، سلیمانی کریم. (۱۴۰۳). تغییرات کاربری اراضی مبتنی بر تصاویر ماهواره ای در جلگه هراز. سنجش از دور و GIS ایران. ۱۱۳-۱۲۸، ۱۶(۱).
doi: [doi: 10.48308/gisj.2023.232979.1176](https://doi.org/10.48308/gisj.2023.232979.1176)

فاضلی فارسانی آرش، قضاوی رضا، فرزانه محمدرضا. (۱۳۹۴). بررسی عملکرد الگوریتم‌های طبقه بندی کاربری اراضی با استفاده از تکنیک‌های ادغام تصاویر (مطالعه موردی: زیرحوضه بهشت آباد) ۹۱-۱۰۵، ۶(۱).

فرخ زاده، بهنوش، گوران، نوذر، آقا بیگی امین. (۱۴۰۲). مدل‌سازی روند تغییرات کاربری اراضی منطقه گهواره، استان کرمانشاه. مجله علمی سامانه‌های سطوح آبگیر باران. ۱۱(۲). ۴۸-۶۲.
doi: [doi: 10.1001.1.24235970.1402.11.2.4.2](https://doi.org/10.1001.1.24235970.1402.11.2.4.2)

قدسی، خیرخواه زرکش، میر مسعود، قمرز چشمه باقر. (۱۳۹۹). مقایسه دقت روش‌های ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی در تهیه نقشه کاربری اراضی و محصولات زراعی، با استفاده از تصاویر چندزمانه سنتینل-۲. نشریه سنجش از دور و GIS ایران. ۷۳-۹۲، ۱۲(۴).
doi: [doi: 10.52547/gisj.12.4.73](https://doi.org/10.52547/gisj.12.4.73)

کریم زاده مطلق، لطفی، پور منافی، احمدی زاده، رسید سعیدرضا. (۱۴۰۱). ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از مدل CA_Markov جغرافیا و برنامه ریزی محیطی. ۶۷-۸۴، ۳۳(۲).
doi: [doi: 10.22108/gep.2022.130601.1458](https://doi.org/10.22108/gep.2022.130601.1458)

گلشن محمد، کاویان عطاله، اسمعیلی عوری ابادر، زیگلر الان دی. (۱۳۹۷). مدل‌سازی تولید رواناب و رسوب با استفاده از خصوصیات هیدروژئومورفولوژیک در حوزه آبخیز سامیان، استان اردبیل. علوم و مهندسی آبخیز داری. ۱۱۷-۱۲۶، ۱۲(۴۳).
doi: [doi: 10.1001.1.20089554.1397.12.43.13.6](https://doi.org/10.1001.1.20089554.1397.12.43.13.6)

مرادزاده، حزبوای، اسمعیلی عوری، ابادر، مصطفی زاده، رئوف ... نازیلا. (۱۴۰۱). ارزیابی ناهمگونی فضایی شاخص آشفتگی هیدروسوب‌شناسی در زیرحوضه‌های سامیان. هیدروژئومورفولوژی. ۱۱۷-۱۳۶، ۹(۳۱).
doi: [doi: 10.22034/hyd.2022.51186.1634](https://doi.org/10.22034/hyd.2022.51186.1634)

مظاهری محمودرضا، اسفندیاری مهرداد، مسیح آبادی محمدحسن، کمالی اردوان. (۱۳۹۲). پایش تغییرات زمانی کاربری اراضی با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی (مطالعه موردی: جیرفت، استان کرمان). کاربرد سنجش از دور و GIS در علوم منابع طبیعی. ۲۵-۳۹، ۴(۲).

نوبهاران خاطره، ابطحی علی، محمودی شهلا. (۱۳۹۸). سیر تغییرات کاربری اراضی در دشت مروودشت-استان فارس. حفاظت منابع آب و خاک. ۶۸-۸۲، ۸(۳).

یوسفی طالقانی، مولایی هاشجین، نصرالله، رضایی. (۱۴۰۱). تبیین عوامل مؤثر بر تغییرات کاربری اراضی روستاهای پیراشهری رشت. توسعه فضاهای پیراشهری. ۴۷-۶۶، ۷(۴).
doi: [doi: 10.1001.1.26764164.1401.4.1.3.4](https://doi.org/10.1001.1.26764164.1401.4.1.3.4)

یونس زاده، سلاجقه، مصباح زاده، تجریشی، خلیقی سیگارودی، طاهری شهزاد. (۱۳۹۹). بررسی توانایی مدل Dyna-CLUE در تحلیل و پیش‌بینی الگوهای آبی کاربری اراضی در حوضه آبخیز سیمینه رود. اکوهیدرولوژی. ۷۳-۸۷، ۱۸(۱).
doi: [doi: 10.22059/ije.2020.309703.1381](https://doi.org/10.22059/ije.2020.309703.1381)

Acharya, S., Hori, T., & Karki, S. (2023). Assessing the spatio-temporal impact of landuse landcover change on water yield dynamics of rapidly urbanizing Kathmandu valley watershed of Nepal. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 50, 101562.
<https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2023.101562>

Aşci, E., & Genç, L. (2024). Determination of the Effects of Various Spectral Index Combinations on Seasonal Land Use and Land Cover (LULC) Changes Using Random

- Forest (RF) Classification Case Study: Southeast Marmara Region 2016-2020. *Türkiye Uzaktan Algılama Dergisi*, 6(1), 12-25. <https://doi.org/10.51489/tuzal.1395189>
- Asghari Saraskaneroud, S., & Sharifi Toularod. (2023). Detecting land use and forest area changes using remote sensing (Case study: Astara County). *Land Management Journal*, 11(2), 195–208. <https://doi.org/10.22092/lmj.2023.362257.332> (in Persian)
- Asghari Saraskaneroud, S., Aghayari, L., & Pirouzi, E. (2017). Land use changes and their effect on erosion using RS and GIS (Case study: Nir County). *Remote Sensing and GIS in Natural Resources*, 8(4), 49–62. (in Persian)
- Asghari Saraskaneroud, S., Pasandeh, A. H., & Khavarian, [Initials]. (2024). Detecting land use changes during 2013–2024 using Landsat 8 image processing and impact analysis (Case study: Miandoab City). *Journal of Urban and Regional Sustainable Development Studies*, 5(4), 330–346. (in Persian) https://www.srds.ir/article_222189.html?lang=fa
- Avcı, C., Budak, M., Yağmur, N., & Balçık, F. (2023). Comparison between random forest and support vector machine algorithms for LULC classification. *International Journal of Engineering and Geosciences*, 8(1), 1-10. <https://doi.org/10.26833/ijeg.987605>
- Brandolini, F., Domingo-Ribas, G., Zerboni, A., & Turner, S. (2021). A Google Earth Engine-enabled Python approach for the identification of anthropogenic palaeo-landscape features. *Open Research Europe*, 1, 22. [10.12688/openreseurope.13135.2](https://doi.org/10.12688/openreseurope.13135.2)
- Chandra, M. A., & Bedi, S. S. (2021). Survey on SVM and their application in image classification. *International Journal of Information Technology*, 13(5), 1-11.
- Ebrahimi, B., Pasandi, M., & Neil Foroushan, H. (2023). Estimating land use changes under traditional irrigation in Khansar County. *Water and Soil Science*, 27(4), 77–91. <https://doi.org/10.47176/jwss.27.4.27532> (in Persian)
- Esfandiari Darabad, & Nezafat Takleh. (2025). Analysis of the impact of E and L indices on water sustainability and security in the Samian watershed. *Journal of Urban and Regional Sustainable Development Studies*, 6(4), 15–30. (in Persian) https://www.srds.ir/article_216659.html?lang=en
- Esfandiari Darabadi, R., Rafiei, M., & Farzaneh, H. (2021). Land use/cover changes in Zarrineh River Basin and their impact on soil erosion using the WLC hydrogeomorphology model. *Hydrogeomorphology*, 8(29), 45–68. <https://doi.org/10.22034/hyd.2021.47572.1600> (in Persian)
- Farkhzadeh, B., Nour, G., & Aghabigi, A. (2023). Modeling land use change trends in Gahvareh region, Kermanshah Province. *Journal of Rainwater Catchment Systems*, 11(2), 48–62. <https://doi.org/10.1001.1.24235970.1402.11.2.4.2> (in Persian)
- Fazeli Farsani, A., Ghazavi, R., & Farzaneh, M. R. (2015). Performance assessment of land use classification algorithms using image fusion techniques (Case study: Beheshtabad sub-basin). *Remote Sensing and GIS Applications in Natural Resources*, 6(1), 91–105. (in Persian)
- Ghodsi, K., Kheirkhah Zarkesh, M., Mir Masoud, Q., & Baghershameh, B. (2020). Comparing SVM and Random Forest methods for land use and crop mapping using multi-temporal Sentinel-2 images. *Iranian Journal of Remote Sensing and GIS*, 12(4), 73–92. <https://doi.org/10.52547/gisj.12.4.73> (in Persian)
- Golshan, M., Kavian Ataollah, A., Esmaeili Ouri, A., & Ziegler, A. D. (2018). Modeling runoff and sediment yield using hydrogeomorphic characteristics in Samian watershed, Ardabil Province. *Watershed Science and Engineering*, 12(43), 117–126. <https://doi.org/10.1001.1.20089554.1397.12.43.13.6> (in Persian)

- 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Guo, F., Fan, L., Zhang, C., & Xue, S. (2024). A novel space-spectrum array tile probability random-forest model enhances LULC mapping accuracy on Google Earth Engine: An experiment in Ordos, China. *Ecological Informatics*, 81, 102607. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102607>
- Gupta, R. P. (2017). *Remote sensing geology*. Springer.
- Haji Elyasi, N., Naseri, B., Badi'i, & Seyed Peyman. (2024). Evaluating land use changes based on integration of machine learning and spectral angle mapper using variable training samples: Case study Anzali wetland watershed. *Journal of Natural Geography Research*, 56(4), 39-56. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2025.384462.1007848> (in Persian)
- Hasan, R., Kapoor, A., Singh, R., & Yadav, B. K. (2024). A state-of-the-art review on the quantitative and qualitative assessment of water resources using google earth engine. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(12), 1266. doi: [10.1007/s10661-024-13315-5](https://doi.org/10.1007/s10661-024-13315-5)
- Hezbavi, A., & Nazila. (2024). Assessment and optimization of hydrological connectivity for water resources management in Samian watershed. *Spatial Planning*, 14(3), 115-138. <https://doi.org/10.22108/sppl.2024.139234.1749> (in Persian)
- Irani, A., Hiraad, & Rasouli, [Initials]. (2024). Analyzing the relationship between land use changes and landscape metrics: Case study of Godarchai watershed. *Spatial Geography Journal*, 14(1), 165-188. (in Persian)
- Izadi Fard, H., Rathi Nezami, M. R., & Khavarian, [Initials]. (2024). Urban development and characteristics of short- and medium-term hydrological drought in Samian watershed, Ardabil Province. *Geography and Environmental Studies*, 51(46), 46. <https://doi.org/10.71740/ges.2024.979123> (in Persian)
- Izadi Fard, H., Rathi Nezami, M. R., & Khavarian, [Initials]. (2023). Relationship between surface runoff coefficient changes and land use/cover changes in Samian watershed, Ardabil Province. *Journal of Dryland Geographical Studies*, 14(51), 24-41. <https://doi.org/10.22034/jargs.2023.373960.0> (in Persian)
- Jahanbakhshi, F., & Ekhtesasi, M. R. (2018). Evaluating the performance of three image classification methods (Random Forest, Support Vector Machine, and Maximum Likelihood) in land use mapping. *Journal of Remote Sensing and GIS in Iran*, 22(4), 235-247. <https://doi.org/10.1001.1.24763594.1397.22.4.29.4> (in Persian)
- Jahdi, [Initials]. (2023). Modeling land use changes and future predictions using CA-ANN simulation in Shenarood watershed, Siahkal. *Geography and Environmental Studies*, 12(46), 164-179. (in Persian)
- Jiang, M., Cheng, T., Dong, K., Xu, S., & Geng, Y. (2020). Fault diagnosis method of submersible screw pump based on random forest. *Plos one*, 15(11), e0242458. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242458>
- Karimzadeh Motlagh, L., Lotfi, M., Pour Manafi, & Ahmadi Zadeh, S. (2022). Assessment and prediction of land use changes using CA-Markov model. *Geography and Environmental Planning*, 33(2), 67-84. <https://doi.org/10.22108/gep.2022.130601.1458> (in Persian)
- Khalaji, & Saba. (2021). Effects of land use changes on land use planning. *Journal of Space and Place Research*, 19(1), 5-18. <https://doi.org/10.1001.1.25386050.1400.1400.19.1.2> (in Persian)

- Kuemmerle, T., Levers, C., Erb, K., Estel, S., Jepsen, M. R., Müller, D., ... & Reenberg, A. (2016). Hotspots of land use change in Europe. *Environmental research letters*, 11(6), 064020. doi:10.1088/1748-9326/11/6/064020
- Lin, C., & Doyog, N. D. (2023). Challenges of retrieving LULC information in rural-forest mosaic landscapes using random forest technique. *Forests*, 14(4), 816. <https://doi.org/10.3390/f14040816>
- Loukili, I., Laamrani, A., El Ghorfi, M., & El Moutak, S. (2025). Monitoring land changes at an open mine site using remote sensing and multi-spectral indices. *Heliyon*, 11(2). doi:10.1016/j.heliyon.2025.e41845
- Mazaheri, M. R., Esfandiari, M., Masih Abadi, M. H., & Kamali, A. (2013). Monitoring temporal land use changes using remote sensing and GIS techniques (Case study: Jiroft, Kerman Province). *Remote Sensing and GIS Applications in Natural Resources*, 4(2), 25–39. (in Persian)
- Moradzadeh, H., Hezbavi, A., Esmaeili Ouri, A., Mostafazadeh, R., ... & Nazila. (2022). Assessing spatial heterogeneity of hydro-erosion disturbance index in Samian sub-watersheds. *Hydrogeomorphology*, 9(31), 117–136. <https://doi.org/10.22034/hyd.2022.51186.1634> (in Persian)
- Noszczyk, T. (2019). A review of approaches to land use changes modeling. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*, 25(6), 1377-1405. doi:10.1080/10807039.2018.1468994
- Noubaharan, K., Abtahi, A., & Mahmoudi, S. (2019). Trends of land use changes in Marvdasht plain, Fars Province. *Water and Soil Conservation*, 8(3), 68–82. (in Persian)
- Rana, V. K., & Suryanarayana, T. M. V. (2020). Performance evaluation of MLE, RF and SVM classification algorithms for watershed scale land use/land cover mapping using sentinel 2 bands. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19, 100351. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100351>
- Rathi Nezami, H., Izadi Fard, H., Khavarian, [Initials], & Mofateh, R. (2023). Land use/cover changes in Samian watershed and their relationship with surface water quality. *Environmental and Water Engineering*, 9(3), 413–426. <https://doi.org/10.22034/jewe.2022.341548.1783> (in Persian)
- Sellami, E. M., & Rhinane, H. A. S. S. A. N. (2023). A new approach for mapping land use/land cover using google earth engine: a comparison of composition images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 48, 343-349. doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-4-W6-2022-343-2023
- Shekrian, F., & Soleimani, K. (2024). Land use changes based on satellite imagery in Haraz plain. *Iranian Journal of Remote Sensing and GIS*, 16(1), 113–128. <https://doi.org/10.48308/gisj.2023.232979.1176> (in Persian)
- Taloor, A.K., Kumar, V., Kumar, S.G., Singh, A.K., Kale, A.V., Sharma, R., Khajuria, V., Raina, G., Kouser, B., & Chowdhary, N.H. (2020). Land use land cover dynamics using remote sensing and gis techniques in western doon valley uttarakhand India. *Geocology of Landscape Dynamics, Advances In Geographical And Environmental Sciences*, 4(1), 37-51.
- Tavakoli, M., & Naeem Abadi, N. (2019). Urban sprawl and land use changes in peri-urban areas of Nishapur. *Peri-urban Space Development*, 1(2), 151–165. <https://doi.org/10.1001.1.26764164.1398.1.2.12.4> (in Persian)
- 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(1), 31.

- Van Asselen, S., & Verburg, P. H. (2013). Land cover change or land use intensification: simulating land system change with a global scale land change model. *Global change biology*, 19(12), 3648-3667. <https://doi.org/10.1111/gcb.12331>
- Wang, J., Bretz, M., Dewan, M. A. A., & Delavar, M. A. (2022). Machine learning in modelling land-use and land cover-change (LULCC): Current status, challenges and prospects. *Science of the Total Environment*, 822, 153559. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153559>
- Wang, Y., & Ling, J. (2024). Analysis of spatio-temporal evolution and influencing factors of land dividends in China. *PloS one*, 19(11), e0309786. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0309786>
- Wu, J., Qin, C. X., Yue, Y., Cheng, S. P., Zeng, H., & He, L. Y. (2024). Comprehensive effects of climate, land use/cover and management practices on runoff and nutrient variations in a rapidly urbanizing watershed. *Chemosphere*, 349, 140934. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2023.140934>
- Younesazadeh, S., Salajeghe, S., Mesbahzadeh, T., Tajrishi, [Initials], Khalighi, S., & Taheri Shahraini. (2020). Evaluating the capability of Dyna-CLUE model in analyzing and predicting future land use patterns in Siminerud watershed. *Ecohydrology*, 8(1), 73–87. <https://doi.org/10.22059/ije.2020.309703.1381> (in Persian)
- Yousefi Taleghani, M., Molaei Heshjin, R., Nasrollah, & Rezaei, [Initials]. (2022). Explaining factors affecting land use changes in peri-urban villages of Rasht. *Peri-urban Space Development*, 7(4), 47–66. <https://doi.org/10.1001.1.26764164.1401.4.1.3.4> (in Persian)
- Zarei, H., Hezbavi, A., Mostafazadeh, R., Roouf, & Esmaeili Ouri, A., & Abazar. (2020). Comparing vulnerability of sub-watersheds of Samian based on changes in climatic components. *Journal of Natural Geography Research*, 52(2), 217–236. <https://doi.org/10.22059/jphgr.2020.283909.1007406> (in Persian)
- Zhu, L., Suomalainen, J., Liu, J., Hyyppä, J., Kaartinen, H., & Haggren, H. (2018). A review: Remote sensing sensors. *Multi-purposeful application of geospatial data*, 19, 19-42.