



Analysis of the Trends in Land Use and Land Cover Changes in Tehran (1991–2021)

Z. MohammadEsmail* , M. N. Navidi, and R. Kharazmi

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

Associate prof., at Soil and Water research institute, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran. N.navidi@Areoo.ac.ir

Assistant prof., at Soil and Water research institute, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran. R.Kharazmi@Areoo.ac.ir

Article Info

Research Article

Received: October 20, 2025

Accepted: December 03, 2025

Keywords: LULC, Multitemporal Satellite Imagery, Support Vector Machine, Cross-Validation, Kappa Coefficient

Corresponding author's email: mesmaily_n@yahoo.com

Abstract

Land use and land cover (LULC) changes have always had profound impacts on environmental sustainability and natural resources, especially in a city like Tehran as one of the most densely populated metropolises in the Middle East. The urban dynamics in Tehran was investigated in this study using remote sensing data, including Landsat (TM, ETM⁺, and OLI) and Sentinel-2 images from 1991 to 2021 collected from Google Earth Engine and USGS platforms before being pre-processed using geometric, radiometric, and atmospheric corrections via the FLAASH algorithm. To identify the LULC patterns, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Difference Built-up Index (NDBI) were calculated, followed by unsupervised classification using the K-means algorithm to delineate five primary land use classes: built-up areas, agricultural lands, orchards, barren lands, and water bodies. Subsequently, supervised classification methods, including Support Vector Machine (SVM), Minimum Distance (MD), and Maximum Likelihood Classifier (MLC), were evaluated to reveal the superior performance (an overall accuracy of 91% and a Kappa coefficient of 0.89) of SVM. Change detection using the post-classification comparison method revealed a 39.7% increase in built-up areas (from 410.36 to 573.51 km²) but decreases of 69.3% and 9% in agricultural and orchard lands, respectively. The expansion in built-up areas, primarily towards western and southern stretches of Tehran, has led to the conversion of fertile agricultural lands into urban and industrial uses, posing such risks as intensified urban heat islands (projected to increase by 3.43 °C by 2050), diminished food security, and water and soil resource degradation. These findings underscore the urgent need for sustainable urban policies, including protection of the remaining agricultural lands, promotion of vertical urban development, and integrated water resource management, to steer Tehran towards environmental sustainability and provide a model for other developing metropolises.

Cite this article: MohammadEsmail, Z., Navidi, M. N. and Kharazmi, R., 2025. Analysis of the Trends in Land Use and Land Cover Changes in Tehran (1991–2021). *Journal of land Management*, 13(2), pp. 175- 190.



DOI: <https://doi.org/10.22092/lmj.2025.370601.393>

بررسی روند تغییرات کاربری و پوشش زمین در کلان‌شهر تهران (۱۳۷۰-۱۴۰۰ خورشیدی)

زهرا محمداسماعیل* , میرناصر نویدی و رسول خوارزمی

محقق، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران.

mesmaily_n@yahoo.com

دانشیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران.

n.navidi@areeo.ac.ir

استادیار پژوهش، موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران.

r.kharazmi@areeo.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: پژوهشی	تغییر کاربری و پوشش زمین در کلان‌شهر تهران، به‌عنوان یکی از پرجمعیت‌ترین شهرهای خاورمیانه، تأثیرات عمیقی بر عوامل مؤثر پایداری زیست‌محیطی و منابع طبیعی داشته است. این مطالعه با استفاده از داده‌های سنجش-ازدور، شامل تصاویر ماهواره‌ای لندست (سنجندهای TM, ETM+, OLI) و Sentinel-2 از سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۴۰۰ (۱۹۹۱ تا ۲۰۲۱)، به بررسی پویایی شهری تهران پرداخته است. تصاویر از پلتفرم‌های گوگل ارث انجین و درگاه سازمان زمین‌شناسی آمریکا استخراج و تصحیحات هندسی، رادیومتریک و اتمسفری با الگوریتم FLAASH انجام شد. برای شناسایی الگوهای تغییرات کاربری و پوشش زمین، شاخص‌های نرمال شده پوشش-گیاهی و شاخص نرمال شده رشد شهری محاسبه و طبقه‌بندی غیرنظارت‌شده با الگوریتم میانگین کا (K-means) برای استخراج پنج کلاس اصلی (اراضی انسان‌ساخت، اراضی سبز غیردرختی، باغ‌ها، اراضی بایر و منابع آبی) اعمال شد. به‌منظور ارزیابی تغییر کاربری، روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده شامل ماشین بردار پشتیبان، حداقل فاصله از میانگین و حداکثر احتمال مورد استفاده قرار گرفت. بر اساس نتایج، ماشین بردار پشتیبان با دقت کلی ۹۱ درصد و ضریب کاپا ۰/۸۹، بهترین عملکرد را داشته است. تحلیل تغییرات با روش مقایسه پس از طبقه‌بندی نشان داد که مساحت مناطق ساخته‌شده ۳۹/۷ درصد (از ۴۱۰/۳۶ به ۵۷۳/۵۱ کیلومتر مربع) افزایش یافته، درحالی‌که اراضی کشاورزی و باغی به ترتیب ۶۹/۳ و ۹ درصد کاهش یافته‌اند. این گسترش، عمدتاً در غرب و جنوب تهران، با تبدیل اراضی کشاورزی مرغوب به کاربری‌های شهری و صنعتی همراه بوده و خطراتی مانند افزایش جزیره گرمایی شهری، کاهش امنیت غذایی و تخریب منابع آب‌و‌خاک را به دنبال داشته است. این یافته‌ها بر ضرورت سیاست‌های پایدار شهری، از جمله حفاظت از اراضی کشاورزی، توسعه عمودی و مدیریت منابع آب تأکید دارند تا تهران به سمت پایداری زیست‌محیطی حرکت کند و الگویی برای کلان‌شهرهای در حال توسعه ارائه دهد.
واژه‌های کلیدی:	
الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، تحلیل کاربری و پوشش زمین، اعتبارسنجی متقاطع، ضریب کاپا	
آدرس ایمیل نویسنده مسئول:	
mesmaily_n@yahoo.com	

استناد: محمداسماعیل، زهرا، نویدی، میرناصر، و خوارزمی، رسول ۱۴۰۴. بررسی روند تغییرات کاربری و پوشش زمین در کلان‌شهر تهران

(۱۳۷۰-۱۴۰۰ خورشیدی). نشریه مدیریت اراضی، ۱۳ (۲)، صص ۱۷۵-۱۹۰.



مقدمه

الگوهای کاربری زمین به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در تعیین کاربری‌های آینده زمین، نقش حیاتی در توسعه پایدار ایفا می‌کند. تغییرات کاربری یا پوشش زمین^۱ عمدتاً تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی قرار دارد و تأثیرات قابل توجهی بر محیط‌زیست، اکوسیستم‌ها و پایداری منابع طبیعی می‌گذارد (Lamin et al., 2003; Kharazmi et al., 2025). بر اساس مطالعات جهانی، عوامل متعددی از جمله فعالیت‌های انسانی، تغییرات اجتماعی-اقتصادی و مسائل زیست‌محیطی در این تغییرات نقش دارند که فعالیت‌های انسانی به‌عنوان برجسته‌ترین عامل شناخته می‌شود (Seto et al., 2011). فرآیند پویای تحولات شهری، به‌ویژه رشد شتابان جمعیت شهری در سطح جهانی، سامانه‌های طبیعی و انسانی را تحت تأثیر قرار داده و پیش‌بینی می‌شود این روند برای چندین دهه ادامه یابد (Angel et al., 2011). تبدیل زمین‌های کشاورزی به مناطق مسکونی، تجاری و صنعتی یکی از خطرات عمده برای منابع خاک است که منجر به از دست رفتن برگشت‌ناپذیر اراضی مولد می‌شود (Ewing and Hamidi, 2017). با توجه به فشار فزاینده جمعیت انسانی بر منابع طبیعی، مطالعات اخیر بر روی رشد شهری و توسعه اراضی شهری با استفاده از فناوری‌های سنجش‌ازدور تمرکز کرده‌اند، زیرا این فناوری امکان شناسایی، مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری یا پوشش زمین را با دقت بالا فراهم می‌کند (Chen et al., 2020).

در سطح جهانی، توسعه شهری به‌عنوان نتیجه مستقیم شهرنشینی فزاینده، به رشد فیزیکی شهرها به سمت مناطق پیرامونی تعریف می‌شود که اغلب شامل روستاها و شهرهای مجاور است (Thrall, 2017). این پدیده که با انقلاب صنعتی در قرن ۱۸ اروپا آغاز شد، در پنج دهه گذشته به‌طور قابل توجهی تسریع شده است (Hao and Wang, 2022). در کشورهای توسعه‌یافته، این روند تا حد زیادی مدیریت شده، اما در کشورهای در حال توسعه،

توسعه شهری بی‌رویه همچنان یک چالش عمده است (Guastella and Pareglio, 2014). پایش ابعاد مکانی و زمانی رشد شهری با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور، مانند تصاویر ماهواره‌ای، برای درک مقیاس این چالش ضروری است. یافته‌های حاصل از چنین پایش‌هایی، تهدیدات چندوجهی ناشی از تغییرات کاربری یا پوشش‌زمین را به‌ویژه بر اراضی کشاورزی و فضاها سبز آشکار می‌سازد (Karimi and Sultana, 2014). مطالعات جهانی نشان می‌دهد که مساحت اراضی شهری بین سال‌های ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۰ چهار برابر افزایش یافته و پیش‌بینی می‌شود در کشورهای در حال توسعه تا سال ۲۰۵۰ به بیش از ۱/۲ میلیون کیلومتر مربع برسد (Seto et al., 2012). همچنین، تحلیل‌های مبتنی بر سنجش‌ازدور نشان می‌دهد نرخ متوسط مناطق شهری در سطح جهانی بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۸ به میزان حدود سه درصد افزایش یافته است که نشان‌دهنده تمایل به گسترش به سمت مناطق شیب‌دارتر است (Shi et al., 2023). تجزیه و تحلیل‌های جامع جهانی بر اساس تصاویر ماهواره‌ای، افزایش ۵۸ درصدی مساحت شهری را در سطح جهان گزارش کرده‌اند (Seto et al., 2012). برای مثال، در فز مراكش، بررسی رشد شهری با تصاویر لندست TM و OLI_TIRS از ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۳، افزایش ۱۲۱ درصدی زمین توسعه‌یافته را گزارش کرد که عمدتاً به سمت غرب و جنوب بوده و منجر به تبدیل اراضی کشاورزی به مناطق انسان‌ساخت شده است (El Garouani et al., 2017). در جینان چین، تحلیل روند توسعه شهری با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور و شاخص نرمال شده پوشش گیاهی، گسترش سریع شهری به سمت شرق و جنوب غربی را از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۵ نشان داد و با مدل SLEUTH شبیه‌سازی رشد تا ۲۰۳۰ را پیش‌بینی کرد (Zhang et al., 2021). همچنین، در باشاکشهر ترکیه، ادغام تصاویر لندست با الگوریتم‌های یادگیری عمیق جنگل تصادفی^۲ و شبکه عصبی پیچشی^۳ طی ۳۰ سال (۱۹۹۳ تا ۲۰۲۴) افزایش زمین شهری از

۱۱۸۱/۶ به ۵۳۹۹/۶ هکتار را آشکار ساخت و بر افزایش دمای سطح زمین و کاهش پوشش گیاهی تأکید کرد (Akiner and Ghasri, 2025).

مطالعات انجام شده در مورد توسعه شهری نشان می دهد که فرآیند توسعه اغلب به صورت پراکنده آغاز می شود و گاهی اوقات فضاهای باز خالی را دور می زند. با این حال، به این دلیل که زمین در حاشیه شهری عموماً مقرون به صرفه تر از زمین در مراکز شهر است این فضاهای باز در حاشیه شهری معمولاً به تدریج با ادامه گسترش شهر به سمت بیرون پر می شوند (Angel et al., 2011).

در ایران، به عنوان یکی از کشورهای در حال توسعه با نرخ شهرنشینی بالا، توسعه شهری بی رویه منجر به مشکلات متعددی شده است. بر اساس سرشماری سال ۱۳۳۵، تعداد شهرهای ایران ۲۰۱ شهر با نسبت جمعیت شهری ۲۹ درصد بوده است که تا سال ۱۳۹۰ به ۱۳۳۱ شهر و ۷۰ درصد جمعیت شهری افزایش یافته است (Farhudi et al., 2009). این رشد برنامه ریزی نشده، همراه با تمرکز جمعیت در شهرها، منجر به ساخت و ساز کنترل نشده، ناسازگاری کاربری های اراضی مجاور، بی نظمی زیست محیطی و تخریب اراضی کشاورزی حاصلخیز شده است (Radyn Majd et al., 2021). مطالعات مبتنی بر سنجش از دور در شهرهایی مانند شیراز، بندرعباس و اصفهان نشان دهنده افزایش چشم گیر مساحت شهری طی چند دهه اخیر است. برای مثال، در شیراز، مساحت شهری طی سه دهه بیش از دو برابر شده است (Sarvestani et al., 2011). در بندرعباس، تحلیل شش دهه داده های ماهواره ای نشان دهنده گسترش شهری به سمت مناطق ساحلی و کشاورزی است (Dadras et al., 2014). این روندها که اغلب با استفاده از تکنیک های سامانه های اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور مانند طبقه بندی نظارت شده و شاخص های نرمال شده گیاهی و نرمال شده شهری تحلیل می شوند، تهدیدی جدی برای امنیت غذایی و پایداری محیطی ایجاد کرده اند.

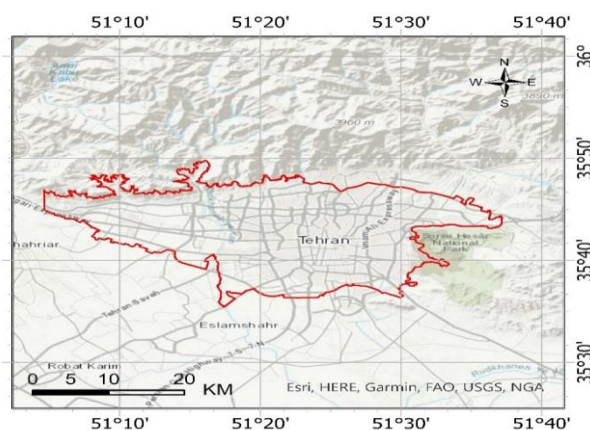
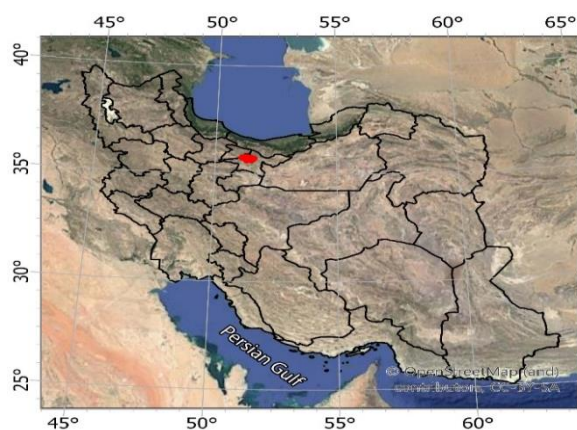
تهران، به عنوان پایتخت و پرجمعیت ترین شهر ایران، نمونه بارزی از این چالش هاست. این شهر به دلیل موقعیت سیاسی، اقتصادی و جغرافیایی منحصربه فرد، همراه با مهاجرت کنترل نشده، رشد جمعیت قابل توجهی را تجربه کرده و به دومین کلان شهر پرجمعیت خاورمیانه تبدیل شده است (Khoshnoodmotlagh et al., 2021). تحلیل های زمانی-مکانی با استفاده از تصاویر لندست از سال ۱۹۷۵ تا ۲۰۱۵، پویایی شهری تهران را برجسته کرده و نشان دهنده کاهش پوشش گیاهی و افزایش سطوح نفوذناپذیر است (Taravat et al., 2017). بررسی تغییرات پوشش زمین در تهران طی ۴۰ سال اخیر، با تمرکز بر شاخص های حرارتی و گیاهی، افزایش دمای سطح زمین را به دلیل تبدیل اراضی-کشاورزی به شهری گزارش کرده است. این تغییرات که با روش های طبقه بندی مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی مدل سازی شده اند، پیامدهایی مانند افزایش خطر سیلاب، کاهش بهره وری انرژی و تخریب زیستگاه ها را به همراه داشته اند (Khoshnoodmotlagh et al., 2021). ضرورت انجام این تحقیق در زمینه مطالعه تغییرات مساحت شهر تهران با استفاده از داده های سنجش از دور، ناشی از نیاز به درک دقیق و به روز از پویایی های شهری در این کلان شهر است که با چالش های منحصربه فردی مانند رشد جمعیت انفجاری، فشار بر منابع طبیعی و تغییرات اقلیمی روبرو است. تهران به عنوان مرکز اقتصادی و سیاسی ایران، شاهد تبدیل گسترده اراضی کشاورزی و فضاهای سبز به مناطق شهری بوده که منجر به مشکلات زیست محیطی مانند افزایش آلودگی، جزیره گرمایی شهری و کاهش امنیت غذایی شده است؛ بنابراین، بهره گیری از تصاویر ماهواره ای، متغیرهای محیطی کمکی و الگوریتم های توسعه یافته برای تجزیه و تحلیل این داده ها برای کمی سازی تغییرات کاربری یا پوشش زمین، نه تنها امکان ارزیابی دقیق روندهای گذشته را فراهم می کند، بلکه پایه ای برای پیش بینی آینده و تدوین سیاست های پایدار شهری ارائه می دهد که این امر در نهایت به بهبود مدیریت منابع و کاهش اثرات منفی توسعه بی رویه کمک خواهد کرد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

تهران، به‌عنوان پایتخت و پرجمعیت‌ترین شهر ایران، نقش مرکزی اداری استان تهران را ایفا می‌کند و یکی از مهم‌ترین مراکز سیاسی، اقتصادی و فرهنگی منطقه خاورمیانه به شمار می‌رود. از نظر جغرافیایی، این شهر در دامنه جنوبی رشته‌کوه‌های البرز واقع شده و بین طول‌های جغرافیایی $36^{\circ} 51' 40''$ تا $36^{\circ} 51' 19''$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $34^{\circ} 55' 34''$ تا $34^{\circ} 49' 49''$ نیمکره شمالی قرار دارد (شکل یک). آب‌وهوای تهران تنوع قابل توجهی را نشان می‌دهد. مناطق کوهستانی شمالی دارای اقلیم نیمه‌مرطوب و معتدل هستند که به تدریج به سمت جنوب به اقلیم گرم و خشک تبدیل می‌شود. به‌طور کلی، تهران دارای آب‌وهوای نیمه‌خشک (بر اساس طبقه‌بندی کوپن) است، با میانگین بارندگی سالانه حدود ۲۵۰ تا ۳۵۰ میلی‌متر که بیش از نیمی از آن در فصل زمستان رخ می‌دهد، درحالی‌که تابستان‌ها عمدتاً خشک و بدون بارش قابل توجه هستند (Alizadeh-Choobari and Najafi, 2018). این شهر به ۲۲ منطقه شهری و ۱۱۲ محله تقسیم

شده است که شامل مناطق تاریخی مانند ری و تجریش می‌شود. بر اساس تخمین‌های اخیر، جمعیت شهر تهران در سال ۲۰۲۵ حدود ۹/۷ میلیون نفر است، درحالی‌که منطقه کلان‌شهری آن بیش از ۱۶ میلیون نفر را در برمی‌گیرد که این شهر را به پرجمعیت‌ترین شهر ایران و یکی از بزرگ‌ترین کلان‌شهرهای خاورمیانه تبدیل کرده است (United Nations, 2020). توسعه تاریخی تهران قابل توجه است: پیش از دوران صفویه، تهران به‌عنوان یک روستای کوچک با مساحتی حدود ۰/۳ کیلومترمربع شناخته می‌شد. در دوره صفویه، مساحت آن به ۴/۴ کیلومترمربع افزایش یافت، در دوره ناصری به ۱۹ کیلومترمربع رسید، در پایان دوره پهلوی اول از ۳۰ کیلومترمربع فراتر رفت و در پایان دوره پهلوی دوم به حدود ۵۰۰ کیلومترمربع رسید. امروزه، مساحت تهران بیش از ۷۰۰ کیلومترمربع است. بر اساس داده‌های تاریخی، جمعیت تهران در سال ۱۹۵۶ حدود ۱/۵ میلیون نفر بود و مساحت آن بر اساس عکس‌های هوایی حدود ۵۵ کیلومترمربع تخمین زده شد که نشان‌دهنده افزایش بیش از ۲۳۰۰ برابری مساحت شهر طی هزار سال گذشته است (Mirzakhani et al., 2025).



شکل ۱- محدوده مورد مطالعه
Figure 1- Location of study area

جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها

برای بررسی تغییرات کاربری و پوشش زمین شهر تهران، از داده‌های سنجنش‌ازدور با تمرکز بر تصاویر

ماهواره‌ای لندست استفاده شد. این تصاویر شامل داده‌های سنجنده‌های TM (برای سال‌های ۱۳۷۰ و ۱۳۸۰)، ETM⁺ (برای سال ۱۳۹۰) و سنتینل ۲- (برای سال ۱۴۰۰) بودند

الگوریتم‌های طبقه‌بندی و بهره‌گیری از شاخص‌های محیطی برای تشخیص تغییرات پویای کاربری زمین است. در این راستا، برای شناسایی و کمی‌سازی الگوهای کاربری و پوشش زمین، دو شاخص کلیدی و پرکاربرد محاسبه گردیدند: شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی که برای ارزیابی تراکم و سلامت پوشش گیاهی به کار رفت و شاخص نرمال‌شده مناطق ساخته‌شده که برای تشخیص مناطق شهری و سطوح نفوذناپذیر طراحی شده است.

شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی با استفاده از رابطه یک زیر محاسبه شد:

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

که در آن NIR: باند مادون‌قرمز نزدیک و Red: باند قرمز است. این شاخص امکان ارزیابی دقیق تغییرات پوشش گیاهی را فراهم می‌کند و مقادیر آن از ۱- (سطوح آبی یا ساخته‌شده) تا ۱+ (پوشش گیاهی متراکم) متغیر است.

شاخص نرمال‌شده مناطق ساخته‌شده نیز از رابطه ۲ محاسبه شد:

$$NDBI = \frac{SWIR-NIR}{SWIR+NIR} \quad (2)$$

که در آن SWIR باند مادون قرمز موج‌کوتاه و NIR: باند مادون قرمز نزدیک است. این شاخص با برجسته‌سازی تفاوت‌های طیفی بین مناطق ساخته‌شده و پوشش گیاهی، تفکیک دقیق‌تر کلاس‌های شهری را تسهیل می‌نماید و مقادیر مثبت آن نشان‌دهنده گسترش شهری است (Chang et al., 2022). این شاخص‌ها امکان تفکیک مناطق شهری از پوشش گیاهی را با دقت بالا فراهم کردند. بهره‌گیری از این شاخص‌ها نه تنها امکان تمایز دقیق بین کلاس‌های مختلف کاربری زمین را فراهم آورد، بلکه پایه‌ای محکم برای تحلیل‌های بعدی در زمینه پویایی‌های زیست‌محیطی و شهری ایجاد می‌کند.

تصاویر ماهورای

در مرحله طبقه‌بندی تصاویر، ابتدا یک رویکرد طبقه‌بندی غیرنظارت‌شده با الگوریتم خوشه‌بندی میانگین

که از پلتفرم‌های گوگل ارث انجین^۴ و درگاه اینترنتی سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده^۵ استخراج شدند. به‌منظور اطمینان از همسانی زمانی و کاهش اثرات فصلی ناشی از تغییرات فنولوژیکی، تصاویر لندست در بازه زمانی آوریل تا سپتامبر با وضوح مکانی ۳۰ متر انتخاب شدند. در نهایت، تابع میانه به‌منظور تولید یک تصویر واحد بدون ابر برای کل محدوده مورد مطالعه استفاده شد که این روش منجر به حذف نویز، پیکسل‌های بسیار تاریک و بسیار روشن که ممکن است بدلیل سایه و مه‌آلودگی رخ دهند، می‌شود (Amani et al., 2020; Kharazmi et al., 2025).

برای بازه سال ۱۴۰۰ نیز مانند روش بالا، تصاویر سنتینل-۲ با وضوح مکانی ۱۰ تا ۲۰ متر برای باندهای طیفی مرتبط، در همان بازه زمانی انتخاب و میانه‌گیری شدند تا دقت مکانی تحلیل‌ها بهبود یابد. علاوه بر این، نقشه‌های تاریخی و عکس‌های هوایی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ از سال ۱۳۳۴ و داده‌های توصیفی جانبی برای اعتبارسنجی و تکمیل تحلیل‌ها استفاده شدند. تصاویر مستخرج از پلتفرم گوگل ارث انجین به دلیل انجام تمامی پیش‌پردازش‌ها، از جمله تصحیحات رادیومتریک و اتمسفری، نیاز به پردازش‌های اضافی نداشتند (Gorelick et al., 2017)؛ اما در ارتباط با تصاویر مستخرج از درگاه اینترنتی سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده تصحیحات هندسی با استفاده از روش‌های هم‌ترازی مبتنی بر نقاط کنترل زمین^۶ و تصحیحات رادیومتریک و اتمسفری با الگوریتم FLAASH در نرم‌افزار ENVI 5.3.1 اعمال گردید تا اثرات پراکندگی جوی کاهش یابد و دقت طیفی تصاویر تضمین شود (Cooley et al., 2002; Kharazmi et al., 2018).

روش‌های پردازش و تحلیل

چارچوب روش‌شناختی این مطالعه بر پایه سه رکن اساسی بنا نهاده شده است که شامل انتخاب تکنیک‌های پیشرفته پردازش تصاویر ماهواره‌ای، بهینه‌سازی

6- Ground Control Point

4- Google Earth Engine

5- USGS Earth Explorer (<https://earthexplorer.usgs.gov>)

کا (K-means) اعمال گردید تا امضاهای طیفی متمایز در داده‌های ماهواره‌ای شناسایی و کاربری‌های اصلی محدوده مورد مطالعه استخراج شوند. این الگوریتم بر پایه بهینه‌سازی تابع هدف (رابطه ۳) عمل می‌کند:

$$K\text{-means} = \min \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (3)$$

که در آن x به پیکسل‌های تصویر، S_i به خوشه‌های تشکیل شده و μ_i به مرکز هر خوشه اشاره دارد. این روش با گروه‌بندی خودکار پیکسل‌ها بر اساس شباهت‌های طیفی، دید اولیه‌ای از توزیع کلاس‌های کاربری زمین ارائه می‌دهد (Figliomeni et al., 2023).

متعاقباً، برای دستیابی به دقت بالاتر از رویکردهای طبقه‌بندی نظارت‌شده شامل روش‌های پارامتریک مانند حداکثر احتمال^۷، غیرپارامتریک مانند ماشین بردار پشتیبان^۸ و مبتنی بر فاصله مانند حداقل فاصله از میانگین^۹ استفاده شد. این سه الگوریتم در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3.1 پیاده‌سازی شدند. انتخاب این روش‌ها بر پایه کاربرد گسترده آن‌ها در مطالعات سنجش‌ازدور برای طبقه‌بندی کاربری زمین استوار است، زیرا حداکثر احتمال بر فرض توزیع نرمال کلاس‌ها تکیه دارد و برای داده‌های همگن مناسب است، حداقل فاصله از میانگین سادگی محاسباتی و سرعت بالایی ارائه می‌دهد و ماشین بردار پشتیبان با قابلیت مدیریت حاشیه‌های غیرخطی و مقاومت در برابر نویز، برای داده‌های پیچیده طیفی برتری نشان می‌دهد (Kharazmi et al., 2023; Rawat et al., 2024).

با توجه به چالش‌های ذاتی در دسترسی به داده‌های میدانی برای دوره‌های گذشته، اعتبارسنجی مدل‌ها برای این دوره‌ها به صورت غیرمستقیم و با بهره‌گیری از داده‌های کمکی انجام شد. بدین منظور در مجموع ۸۷۰ نقطه کنترل از سه منبع اصلی استخراج شدند: (۱) بازدیدهای میدانی انجام‌شده در سال ۱۴۰۰ در مناطق مختلف کلان‌شهر تهران برای تأیید کاربری‌های زمین، (۲) آرشیو تصاویر با وضوح بالای گوگل‌ارث (Google

Earth) که امکان شناسایی دقیق کاربری‌های زمین را فراهم کرد و (۳)، داده‌های کمکی از مطالعات پیشین و نقشه‌های مرجع با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ که برای اعتبارسنجی تکمیلی استفاده شدند.

علاوه بر این، فرض پایداری نسبی امضاهای طیفی (Spectral Signatures) اعمال گردید که بر اساس مطالعات پیشین (Kharazmi et al., 2018; Hosseiny et al., 2022; Yuan et al., 2022) توجیه‌پذیر است و فرض می‌کند ویژگی‌های طیفی کلاس‌های کاربری زمین مانند بازتابندگی در باندهای NIR و SWIR در طول زمان تغییرات اساسی نداشته‌اند، مگر در موارد استثنایی مانند تغییرات اقلیمی شدید. این رویکرد جبرانی امکان تحلیل پیوسته تغییرات کاربری و پوشش زمین را در کل بازه زمانی فراهم می‌کند و خطاهای احتمالی را از طریق مقایسه با شاخص‌های NDVI و NDBI کاهش می‌دهد.

ارزیابی دقت و تحلیل تغییرات

داده‌های کنترلی به دو مجموعه آموزشی (۷۰٪) و آزمایشی (۳۰٪) تقسیم شدند تا از بیش‌برازش مدل‌ها جلوگیری شود. این تقسیم‌بندی که در مطالعات متعدد به عنوان روشی استاندارد برای اعتبارسنجی مدل‌های طبقه‌بندی کاربری زمین شناخته شده است (Hosseiny et al., 2022; Anthony et al., 2024) که امکان ارزیابی مستقل عملکرد مدل‌ها را فراهم کرد.

برای ارزیابی پایداری مدل‌ها، روش اعتبارسنجی متقاطع^{۱۰} اعمال شد. در این روش، داده‌های آموزشی به پنج زیرمجموعه تقسیم شدند و با انجام تکرارهای متعدد آموزش و آزمایش، دقت مدل‌ها به صورت جامع ارزیابی شد. این رویکرد که به طور گسترده در مطالعات سنجش‌ازدور برای آشکارسازی تغییرات کاربری و پوشش زمین به کار رفته است (Potapov et al., 2020; Abebe

10- Fold Cross-Validation

7- maximum likelihood

8- Support Vector Machine

9- Minimum Distance

تحلیل‌های فضایی و آماری با نرم‌افزار ArcGIS 10.4 انجام شد تا نقشه‌ها و آمار تغییرات کاربری و پوشش زمین استخراج شوند.

نتایج

در راستای تحلیل تغییرات کاربری و پوشش زمین در شهر تهران، ابتدا طبقه‌بندی نظارت‌نشده با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی میانگین کا (K-means) بر روی تصاویر ماهواره‌ای اعمال گردید تا امضاهای طیفی متمایز شناسایی شوند. این روش که بر پایه گروه‌بندی خودکار پیکسل‌ها بر اساس شباهت‌های طیفی عمل می‌کند، بر اساس داده‌های شاخص‌های NDVI و NDBI و طبقه‌بندی نظارت‌نشده، پنج کلاس اصلی کاربری زمین در محدوده مورد مطالعه شناسایی شد (جدول یک). این طبقه‌بندی اولیه، بینشی مقدماتی از توزیع مکانی کلاس‌ها فراهم آورد و پایه‌ای برای مراحل طبقه‌بندی نظارت‌شده ایجاد کرد. متعاقباً، برای دستیابی به نقشه‌های دقیق‌تر کاربری‌زمین، سه الگوریتم طبقه‌بندی نظارت‌شده شامل ماشین بردار پشتیبان، حداقل فاصله از میانگین و حداکثر احتمال ارزیابی شدند.

(et al., 2022) که امکان شناسایی خطاهای سامانمند و بهبود قابلیت تعمیم مدل‌ها را فراهم می‌کند.

معیارهای ارزیابی شامل دقت کلی^{۱۱} و ضریب کاپا^{۱۲} (رابطه ۴) بودند که به ترتیب نشان‌دهنده نسبت پیکسل‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل پیکسل‌ها و میزان توافق مدل با داده‌های واقعی پس از حذف اثر توافق تصادفی هستند. مطالعات پیشین انجام شده نیز از این دو روش برای تعیین دقت طبقه‌بندی بهره گرفته‌اند (Kharazmi et al., 2018; Islami et al., 2022; Aziz) (et al., 2024).

$$K = \frac{\sum a_{ii} - \frac{1}{c} \sum a_{ij} \sum a_{ji}}{1 - \frac{1}{c} \sum a_{ij} \sum a_{ji}} \quad (4)$$

که در آن $\sum a_{ii}$: دقت مشاهده‌شده، $\sum a_{ij} a_{ji}$: توافق تصادفی و c : تعداد کل پیکسل‌های مورد ارزیابی در ماتریس خطا است.

دقت کلی در واقع بیانگر نسبت بین پیکسل‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل پیکسل‌ها است که به صورت درصد بیان می‌شود (Islami et al., 2022).

برای تشخیص تغییرات، روش مقایسه پس از طبقه‌بندی^{۱۳} به کار رفت که با طبقه‌بندی مستقل تصاویر هر دوره و مقایسه آن‌ها، اثرات تغییرات حس‌گر و شرایط محیطی را کاهش داد (Onuegbu and Egbu, 2024).

جدول ۱- شرح کاربری‌های اراضی در محدوده مورد مطالعه

Table 1 – Main land cover of study area

توضیحات DESCRIPTION	نام کاربری LAND USE
کاربری‌های ساخته‌شده توسط انسان مانند ساختمان، جاده و ... Anthropogenic land uses such as buildings, roads, and related infrastructure	انسان‌ساخت Built-Up
اراضی تحت کشت آبی و دیم، چمن Irrigated and rainfed cultivated lands, and grasslands	اراضی سبز غیر درختی Non-Tree Green Areas
باغ‌ها، جنگل‌ها و درختان دست کاشت و طبیعی Orchards, forests, and both planted and natural trees	باغ‌ها Orchards
اراضی فاقد پوشش گیاهی، صخره‌ها Bare land and rock outcrops	اراضی بایر Bare Land
منابع آب طبیعی و مصنوعی Natural and man-made water resources	منابع آب Water Body

دقت این الگوریتم‌ها با استفاده از داده‌های کنترل زمینی و شاخص‌های آماری ضریب کاپا و دقت کلی محاسبه گردید. نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با دقت کلی ۹۱ درصد و ضریب کاپا از ۰/۸۹، عملکرد برتری نسبت به دو الگوریتم دیگر داشت. درحالی که الگوریتم‌های حداقل فاصله از میانگین و حداکثر احتمال به ترتیب دقت کلی حدود ۸۵ درصد و ۸۲ درصد و ضریب

کاپای ۰/۷۸ و ۰/۷۵ را ثبت کردند. این برتری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به دلیل توانایی آن در مدیریت حاشیه‌های غیرخطی و کاهش خطاهای طبقه‌بندی در داده‌های پیچیده طیفی بود که منجر به انتخاب این الگوریتم برای تولید نقشه‌های نهایی گردید. نتایج اعتبار سنجی برای هر کلاس کاربری در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- نتایج اعتبار سنجی کلاس‌های کاربری اراضی در محدوده مورد مطالعه با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان
Table 2- Land use/cover validation results in the study area using support vector machine algorithm

کلاس کاربری Land use	دقت کاربر (%) User's accuracy	دقت تولیدکننده (%) Producer's accuracy
ارضای انسان‌ساخت Built-up areas	92.4	94.4
ارضای سبز غیر درختی Non-Tree Green Areas	80.0	78.4
باغات Orchards	88.9	82.6
ارضای بایر Bare Land	93.8	92.3
منابع آبی Water Body	96.8	90.9
دقت کلی: 91% Overall Accuracy: 91%		
ضریب کاپا: 0.89 Kappa Coef.: 0.89		

این جدول نشان می‌دهد که کلاس‌های اراضی انسان‌ساخت و منابع آبی بالاترین دقت را داشتند (به ترتیب ۹۴/۴٪ و ۹۰/۹٪ برای دقت تولیدکننده)، درحالی که کلاس اراضی سبز غیردرختی به دلیل پراکندگی مکانی و شباهت طیفی با سایر کلاس‌ها (مانند باغ‌ها)، دقت کمتری (۷۸/۴٪) را ثبت کرد. ماتریس خطا، به عنوان ابزاری کلیدی برای توجیه نتایج، خطاهای حذف^{۱۴} و اضافه^{۱۵} را برای هر کلاس مشخص کرد و در جدول ۳ ارائه شده است.

این ماتریس نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با کاهش این خطاها، بیشترین توافق با داده‌های واقعی را داشته است. ضریب کاپا ۰/۸۹ نیز بیانگر توافق عالی^{۱۶} بر اساس مقیاس لندیس و کوچ (1977) است که عملکرد مدل را در تمایز کلاس‌های پیچیده طیفی تأیید می‌کند (Landis and Koch, 1977). این نتایج با

مطالعات مشابه (Abdi, 2020; Sheykhoumousa et al., 2020) همخوانی دارد که بر برتری الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مدیریت داده‌های پیچیده طیفی تأکید دارند. ماتریس خطا ارائه شده ابزار کلیدی برای ارزیابی عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین در کلان‌شهر تهران برای سال ۱۴۰۰ است. این ماتریس، با نمایش تعداد پیکسل‌های درست و نادرست طبقه‌بندی شده برای هر کلاس کاربری، امکان تحلیل دقیق خطاهای حذف و اضافه را فراهم می‌کند. برای مثال، در کلاس اراضی انسان‌ساخت، از ۲۵۰ نمونه مرجع، ۲۳۶ نمونه به درستی طبقه‌بندی شده‌اند (دقت تولیدکننده ۹۴/۴٪)، اما ۱۹ نمونه از سایر کلاس‌ها به اشتباه به این کلاس اختصاص یافته‌اند که منجر به دقت کاربر ۹۲/۴٪ شده است. کلاس اراضی سبز غیردرختی کمترین دقت

نشان‌دهنده عملکرد بالای این مدل در تمایز کلاس‌های کاربری زمین است، درحالی‌که ضریب کاپا ۰/۸۹ بیانگر توافق عالی بین نتایج طبقه‌بندی شده و داده‌های مرجع است. این سطح از توافق، عملکرد قوی این مدل را در مدیریت داده‌های پیچیده طیفی، به‌ویژه در محیط‌های شهری ناهمگن مانند تهران، تأیید می‌کند.

تولیدکننده (۷۸/۴٪) را نشان می‌دهد که عمدتاً به دلیل شباهت طیفی با باغ‌ها (۱۶ نمونه به‌اشتباه به این کلاس تخصیص یافته‌اند) و پراکندگی مکانی بالای این کلاس در تهران است. در مقابل، کلاس منابع آبی با دقت کاربر ۹۶/۸٪ و تنها یک خطای اضافه، بالاترین قابلیت تمایز را نشان می‌دهد که احتمالاً به دلیل امضاهای طیفی متمایز این کلاس در باندهای مادون قرمز نزدیک است. دقت کلی ۹۱٪

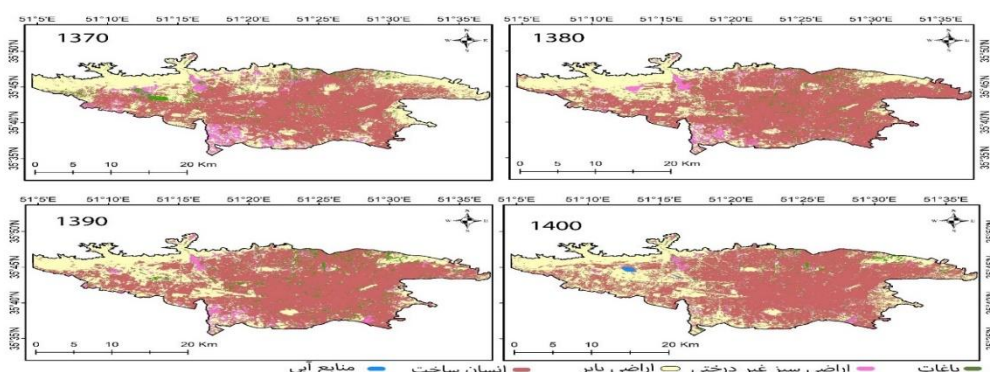
جدول ۳- نتایج ماتریس خطا برای الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای سال ۱۴۰۰

Table 3- The results of error matrix for support vector machine algorithm in 2021

کلاس کاربری	اراضی انسان‌ساخت	اراضی سبز غیردرختی	باغات	اراضی بایر	منابع آبی	مجموع (مرجع)	دقت کاربر (%)
اراضی انسان‌ساخت Built-up areas	236	5	3	8	3	255	92.4
اراضی سبز غیردرختی Non-Tree Green Areas	9	157	16	10	1	193	80.0
باغات Orchards	5	12	132	4	0	153	88.9
اراضی بایر Bare Land	7	8	5	166	3	189	93.8
منابع آبی Water Body	0	0	0	1	73	80	96.8
مجموع (طبقه‌بندی شده) Total (Classified)	257	182	156	189	80	870	
دقت تولیدکننده (%) Producer's accuracy	94.4	78.4	82.6	92.3	90.9		

صنعتی تبدیل شده‌اند و بیش از ۱۰ کیلومترمربع از اراضی کشاورزی مرغوب (درجات یک و دو) به دلیل فعالیت‌های صنعتی مانند کوره‌های آجرپزی در جنوب تهران تخریب گردیده است. بیش از ۷۰ درصد از تهران بر روی زمین‌هایی ساخته شده که قبلاً تحت فعالیت‌های کشاورزی بوده‌اند (شکل ۲).

با بهره‌گیری از نقشه‌های طبقه‌بندی شده حاصل از ماشین بردار پشتیبان، تغییرات کاربری زمین در تهران طی دوره ۱۳۷۰ تا ۱۴۰۰ (۱۹۹۱ تا ۲۰۲۱) تحلیل شد. اراضی تهران با درجات مختلف حاصلخیزی کشاورزی (از درجه یک تا شش) مجموعاً ۱۹/۷۷ کیلومترمربع مساحت دارند، اما تغییرات قابل‌توجهی رخ داده است: حدود ۲۶/۷۵ کیلومترمربع از اراضی شیب‌دار به کاربری‌های شهری و



شکل ۲- کلاس‌های کاربری اراضی شهر تهران در دوره‌های مورد مطالعه

Figure 2- The land use categories of Tehran during the periods under study

جدول ۳ تغییرات مساحت کلاس‌های کاربری زمین را طی این دوره نشان می‌دهد که بر اساس مقایسه تصاویر طبقه‌بندی شده متوالی محاسبه شده است. بررسی داده‌ها حاکی از رشد چشم‌گیر مناطق انسان‌ساخت است. مساحت این کلاس از ۴۱۰/۳۶ کیلومترمربع در سال ۱۳۷۰ به ۵۷۳/۵۱ کیلومترمربع در سال ۱۴۰۰ افزایش یافته که نشان‌دهنده افزایش کلی ۱۶۳/۱۵ کیلومترمربع (معادل ۳۹/۷ درصد) است. این گسترش عمدتاً به سمت غرب و جنوب

تهران رخ داده، جایی که اراضی مسطح با دسترسی به منابع آبی و امکانات حمل‌ونقل ریلی وجود دارد، درحالی‌که موانع طبیعی مانند دامنه‌های جنوبی البرز گسترش به شمال و شرق را محدود کرده است. افزایش وسعت مناطق ساخته شده در دهه‌های مختلف یکنواخت نبوده و بیشترین رشد (۱۱۱/۰۴ کیلومترمربع) بین سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۰ و کمترین (۷/۳ کیلومترمربع) بین ۱۳۸۰ تا ۱۳۹۰ مشاهده شده است.

جدول ۲- تغییرات مساحت کاربری زمین از سال ۱۳۷۰ تا ۱۴۰۰ (۱۹۹۱-۲۰۲۱)

Table 2- Land use Area changes from 1991 to 2021				نوع کاربری زمین
1400 (KM ²)	1390 (KM ²)	1380 (KM ²)	1370 (KM ²)	
38.71	46.06	32.66	42.58	باغ‌ها Orchards
31.45	53.74	67.55	102.48	اراضی سبز غیر درختی Non-Tree Green Areas
143.72	161.08	168.77	234.46	اراضی بایر Bare Land
573.51	528.70	521.40	410.36	انسان‌ساخت Built-Up
2.78	0.44	0.44	0.41	منابع آبی Water Body

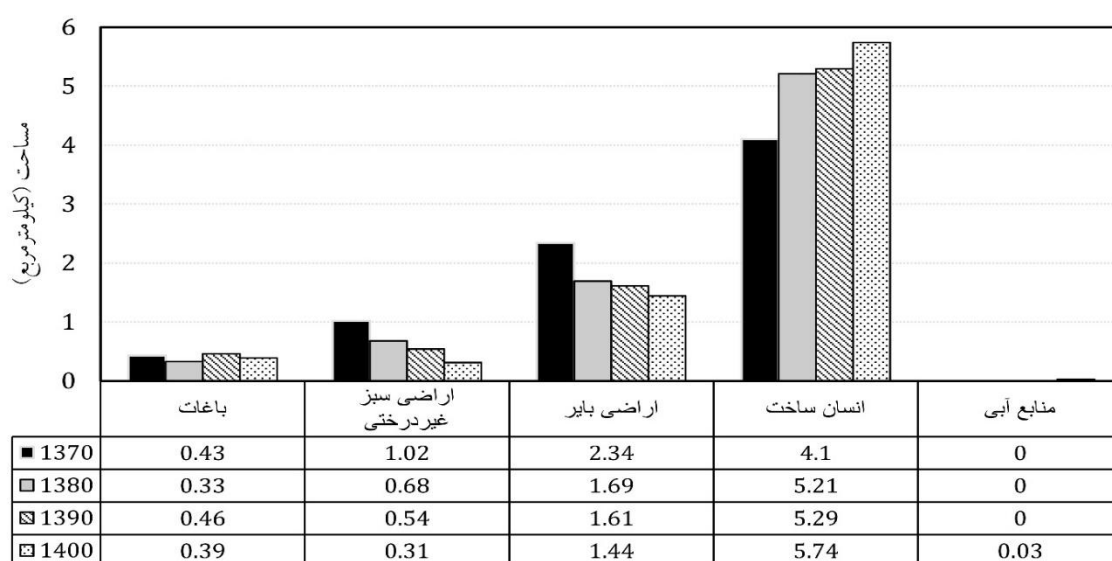
در مقابل، کلاس اراضی سبز غیر درختی و باغات روند کاهشی شدیدی را تجربه کرده‌اند. مساحت اراضی کشاورزی از ۱۰۲/۴۸ کیلومترمربع در سال ۱۳۷۰ به ۳۱/۴۵ کیلومترمربع در سال ۱۴۰۰ کاهش یافته که معادل کاهش ۷۱/۰۳ کیلومترمربع (۶۹/۳ درصد) است. کلاس کاربری باغات نیز با نوساناتی همراه بوده است. این کلاس از ۴۲/۵۸ کیلومترمربع در سال ۱۳۷۰ به ۳۸/۷۱ کیلومترمربع در سال ۱۴۰۰ رسیده که کاهشی در حدود نه درصد را نشان می‌دهد. هرچند افزایش موقتی در دهه ۱۳۹۰ مشاهده می‌شود که ناشی از درختکاری و ایجاد فضاهای سبز شهری است. این کاهش‌ها عمدتاً ناشی از تبدیل اراضی مولد به کاربری‌های شهری بوده و تهدیدی جدی برای امنیت غذایی و پایداری منابع طبیعی ایجاد کرده است. اراضی بایر نیز از ۲۳۴/۴۶ کیلومترمربع به ۱۴۳/۷۲ کیلومترمربع کاهش یافته (حدود ۶۱ درصد) که نشان‌دهنده تبدیل تدریجی این اراضی به کلاس‌های انسان‌ساخت است. منابع آبی تا سال

۱۳۹۰ تغییرات جزئی داشته‌اند، اما در سال ۱۴۰۰ با افزایش ۲/۷۸ کیلومترمربعی روبرو شده‌اند که عمدتاً به دلیل احداث دریاچه‌های مصنوعی مانند دریاچه شهدای خلیج فارس است.

شکل ۳ نمودار تغییرات مساحت انواع کلاس‌های کاربری زمین را طی چهار دهه از سال ۱۳۷۰ تا ۱۴۰۰ (۱۹۹۱ تا ۲۰۲۱) نشان می‌دهد. در این مرحله با استفاده از روش مقایسه پس از طبقه‌بندی^{۱۷} به‌عنوان رویکردی مؤثر برای تشخیص تغییرات کاربری زمین، الگوهای پویایی شهری تهران را به‌وضوح برجسته شد. این روش که با طبقه‌بندی مستقل تصاویر ماهواره‌ای هر دوره و مقایسه آن‌ها، امکان شناسایی دقیق تغییرات مکانی و زمانی در کلاس‌های کاربری زمین را فراهم کرد و نشان داد که چگونه گسترش مناطق انسان‌ساخت و کاهش اراضی کشاورزی و باغی، ساختار فضایی تهران را تحت تأثیر قرار داده است.

اراضی سبز غیردرختی و باغ‌ها همبستگی دارد و بیانگر فشار شهری بر منابع طبیعی است. کلاس اراضی باغ‌ها نیز نوساناتی را تجربه کرده است که با افزایش موقتی در دهه ۱۳۹۰ به دلیل سیاست‌های درختکاری شهری، اما روند کلی کاهشی آن (حدود نه درصد) بر آسیب‌پذیری فضاهای سبز در برابر توسعه افقی تأکید دارد. اراضی بایر با کاهش ۶۱ درصدی، نقش واسطه‌ای در تبدیل به کاربری‌های شهری ایفا کرده، درحالی‌که منابع آبی تغییرات جزئی داشته‌اند و تنها در سال‌های اخیر با احداث سازه‌های مصنوعی افزایش یافته است.

در این نمودار، کلاس اراضی سبز غیردرختی بیشترین کاهش را تجربه کرده است، به‌طوری‌که مساحت آن از حدود ۱/۰۲ کیلومترمربع در سال ۱۳۷۰ به کمتر از ۰/۳۲ کیلومترمربع در سال ۱۴۰۰ رسیده که معادل کاهش بیش از ۶۹ درصد است. این روند کاهشی عمدتاً در دهه‌های اول و سوم مطالعه (۱۳۷۰-۱۳۸۰ و ۱۳۹۰-۱۴۰۰) شدت بیشتری داشته و نشان‌دهنده تبدیل سریع اراضی کشاورزی مولد به کلاس‌های انسان‌ساخت یا بایر است. در مقابل، کلاس انسان‌ساخت، با رشد از حدود ۴/۱۰ کیلومترمربع به بیش از ۵/۷۴ کیلومترمربع، روند افزایشی مداوم را نشان می‌دهد. این گسترش مستقیماً با کاهش



شکل ۳- تغییرات مساحت کلاس‌های کاربری اراضی در دوره مورد مطالعه
Figure 3- Variations in the area of land use categories over the study period

کاهش مجدد) نشان‌دهنده تأثیرات مداخله‌ای انسانی است، اما روند کلی کاهشی آن (حدود نه درصد) بر فشار فزاینده توسعه افقی شهری دلالت دارد. کلاس اراضی سبز غیردرختی، به‌عنوان آسیب‌پذیرترین طبقه، تقریباً در حال ناپدید شدن است که این امر با مکان‌یابی آن‌ها بر روی خاک‌های مرغوب و نزدیک به منابع آبی همخوانی دارد و منجر به قطع چرخه تولید در اراضی کشاورزی شده است. این الگوها نه‌تنها افزایش خطر سیلاب و جزیره گرمایی شهری را به دنبال دارند (به دلیل کاهش پوشش گیاهی و افزایش سطوح نفوذناپذیر)، بلکه بر کاهش تنوع زیستی و

این الگوها که بر اساس تحلیل تصاویر ماهواره‌ای به دست آمده‌اند، با مطالعات مشابهی همخوانی دارند که نشان‌دهنده کاهش پوشش گیاهی و افزایش سطوح نفوذناپذیر در تهران طی ۱۹۹۱-۲۰۲۱ است (Nasiri et al., 2022; Zhao et al., 2024; Kharazmi et al., 2025).

تحلیل دقیق‌تر شکل ۳ بر ناهمگونی روندهای تغییرات درون کلاس‌ها تأکید می‌کند که پیامدهای زیست‌محیطی و پایداری شهری را برجسته می‌سازد. برای مثال، نوسانات در مساحت کلاس باغ‌ها (افزایش موقت در دهه ۱۳۹۰ به دلیل سیاست‌های فضای سبز شهری، سپس

بهره‌وری انرژی تأثیر می‌گذارند. در مجموع، شکل ۲ شواهدی قوی از توسعه شهری ناپایدار در تهران ارائه می‌دهد که ضرورت سیاست‌های حفاظتی مانند توسعه عمودی و حفظ اراضی مولد را برجسته می‌کند و می‌تواند پایه‌ای برای مدل‌سازی آینده تغییرات کاربری و پوشش زمین باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

این مطالعه با بهره‌گیری از داده‌های سنجش‌ازدور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، پویایی تغییرات کاربری و پوشش‌زمین در کلان‌شهر تهران را طی سه دهه اخیر (۱۳۷۰ تا ۱۴۰۰ خورشیدی) واکاوی کرد و الگوهای پیچیده‌ای از گسترش شهری را آشکار ساخت. یافته‌ها حاکی از آن است که افزایش ۳۹/۷ درصدی مناطق ساخته‌شده، عمدتاً در جهت غرب و جنوب، نه تنها به کاهش چشم‌گیر کلاس اراضی سبز غیردرختی (۶۹/۳ درصد) و باغ‌ها (نه درصد) منجر شده، بلکه کاهش ۶۱ درصدی اراضی بایر را نیز به همراه داشته است. این تحولات که با افزایش جزئی منابع آبی از طریق سازه‌های مصنوعی همراه بوده، ضرورت بازنگری در رویکردهای برنامه‌ریزی شهری را برجسته می‌سازد تا تعادل بین توسعه و پایداری زیست‌محیطی برقرار شود.

تحلیل این روندها نشان‌دهنده تأثیرات چندبعدی گسترش شهری بر اکوسیستم‌های تهران است. گسترش مناطق انسان‌ساخت به سمت غرب و جنوب، جایی که دسترسی به منابع آبی و زیرساخت‌های حمل‌ونقل بیشتر است، منجر به تبدیل اراضی کشاورزی مرغوب به کاربری‌های شهری و صنعتی شده و چرخه تولید غذایی را مختل کرده است. این تغییرات، با افزایش سطوح نفوذناپذیر، خطر سیلاب را تشدید کرده و بهره‌وری انرژی را کاهش داده است. درحالی‌که کاهش پوشش گیاهی به تشدید جزیره گرمایی شهری و بیابان‌زایی کمک کرده است. علاوه بر این، نوسانات در کلاس باغ‌ها، با افزایش موقتی در دهه ۱۳۹۰ به دلیل سیاست‌های درخت‌کاری، اما روند کلی کاهشی، بر

آسیب‌پذیری فضاهای سبز در برابر توسعه افقی تأکید دارد و نشان می‌دهد که مداخلات انسانی، هرچند مفید، برای جبران فشارهای شهری کافی نیستند. کاهش اراضی بایر به عنوان واسطه‌ای برای تبدیل به کاربری‌های شهری، بیانگر یک الگوی پراکنده اولیه است که به تدریج به پر شدن فضاهای خالی حاشیه‌ای منجر شده و منابع خاک را به طور برگشت‌ناپذیر از دسترس خارج کرده است. این الگوها که بر اساس تحلیل تصاویر ماهواره‌ای و شاخص‌های پوشش-گیاهی و رشد شهری به دست آمده‌اند، نه تنها تهدیدی برای امنیت غذایی و تنوع زیستی ایجاد کرده‌اند، بلکه بر کیفیت هوا و منابع آب تأثیر گذاشته و ضرورت یک رویکرد یکپارچه برای مدیریت شهری را برجسته می‌کنند؛ بنابراین، این تحقیق با کمی‌سازی دقیق این تغییرات، پایه‌ای برای درک عمیق‌تر از ناپایداری‌های ناشی از توسعه بی‌رویه فراهم می‌آورد و بر اهمیت ادغام داده‌های سنجش‌ازدور در نظارت مداوم تأکید دارد.

در پرتو این تحلیل‌ها، تدوین سیاست‌های شهری پایدار برای مقابله با چالش‌های پیش‌رو ضروری است. پیشنهادها، کلیدی شامل اجرای قوانین سختگیرانه برای حفاظت از اراضی کشاورزی باقی‌مانده، توسعه فشرده و عمودی به جای گسترش افقی برای بهینه‌سازی فضاهای موجود، ترویج کشاورزی شهری و نیمه‌شهری جهت تقویت امنیت غذایی، گسترش فضاهای سبز عمومی به منظور بهبود کیفیت هوا و کاهش جزیره گرمایی و مدیریت یکپارچه منابع آب با تمرکز بر نیازهای اکولوژیکی و شهری می‌شود. علاوه بر این، بهره‌گیری از مدل‌های شبیه‌سازی برای پیش‌بینی روندهای آینده گسترش شهری می‌تواند به سیاست‌گذاران کمک کند تا سناریوهای مختلف را ارزیابی کنند. اجرای این راهبردها نه تنها تهران را به سمت مدل‌های شهری پایدارتر هدایت می‌کند، بلکه می‌تواند الگویی عملی برای سایر کلان‌شهرهای در حال توسعه فراهم آورد که چالش‌های مشابهی مانند فشار جمعیت و تغییرات اقلیمی حاکم است. در نهایت، این پژوهش بر اهمیت یکپارچگی بین دانش سنجش‌ازدور، سیاست‌گذاری

لازم می‌دانند مراتب تشکر صمیمانه خود را از حمایت‌های
موسسه تحقیقات خاک و آب کشور به عمل آورند.

شهری و مدیریت منابع تأکید دارد تا توسعه پایدار به
واقعیت تبدیل شود.

تشکر و قدردانی

تعارض منافع

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

این مقاله از طرح پژوهشی به شماره فیاک ۰-
۱۰-۱۸-۹۸۰۵۳۹ در موسسه تحقیقات خاک و آب
کشور استخراج شده است. بدین وسیله نویسندگان بر خود

References

1. Abdi, A.M., 2020. Land cover and land use classification performance of machine learning algorithms in a boreal landscape using Sentinel-2 data. *GIScience & Remote Sensing*, 57(1), pp.1-20. <https://doi.org/10.1080/15481603.2019.1650447>
2. Abebe, G., Getachew, D. and Ewunetu, A., 2022. Analysing land use/land cover changes and its dynamics using remote sensing and GIS in Gubalafito district, Northeastern Ethiopia. *SN Applied Sciences*, 4(1), p.30. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04915-8>
3. Akiner, M.E. and Ghasri, M., 2025. Integrating Remote Sensing and Machine Learning to Analyze Urban Growth and Its Environmental Effects: A 30-Year Assessment in Başakşehir, Turkey. *Pure and Applied Geophysics*, pp.1-25. <https://doi.org/10.1007/s00024-025-03727-w>
4. Alizadeh-Choobari, O. and Najafi, M.S., 2018. Extreme weather events in Iran under a changing climate. *Climate dynamics*, 50(1), pp.249-260. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3602-4>
5. 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>
6. Amini, S., Saber, M., Rabiei-Dastjerdi, H. and Homayouni, S., 2022. Urban land use and land cover change analysis using random forest classification of landsat time series. *Remote Sensing*, 14(11), p.2654.
7. Angel, S., Parent, J., Civco, D.L., Blei, A. and Potere, D., 2011. The dimensions of global urban expansion: Estimates and projections for all countries, 2000–2050. *Progress in planning*, 75(2), pp.53-107. <https://doi.org/10.1016/j.progress.2011.04.001>
8. Anthony, T., Shohan, A.A.A., Oludare, A., Alsulamy, S., Kafy, A.A. and Khedher, K.M., 2024. Spatial analysis of land cover changes for detecting environmental degradation and promoting sustainability. *Kuwait Journal of Science*, 51(2), p.100197. <https://doi.org/10.1016/j.kjs.2024.100197>
9. Aziz, G., Minallah, N., Saeed, A., Frnda, J. and Khan, W., 2024. Remote sensing based forest cover classification using machine learning. *Scientific reports*, 14(1), p.69. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50863-1>
10. Chang, D., Wang, Q., Xie, J., Yang, J. and Xu, W., 2022. Research on the extraction method of urban built-up areas with an improved night light index. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, pp.1-5.
11. Chen, G., Li, X., Liu, X., Chen, Y., Liang, X., Leng, J., Xu, X., Liao, W., Qiu, Y.A., Wu, Q. and Huang, K., 2020. Global projections of future urban land expansion

- under shared socioeconomic pathways. *Nature communications*, 11(1), p.537.
<https://doi.org/10.1038/s41467-020-14386-x>
12. Cooley, T., Anderson, G.P., Felde, G.W., Hoke, M.L., Ratkowski, A.J., Chetwynd, J.H., Gardner, J.A., Adler-Golden, S.M., Matthew, M.W., Berk, A. and Bernstein, L.S., 2002. FLAASH, a MODTRAN4-based atmospheric correction algorithm, its application and validation. In *IEEE international geoscience and remote sensing symposium*, 3, pp. 1414-1418. **[https://doi.org/ 10.1109/IGARSS.2002.1026134](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2002.1026134)**
13. Dadras, M., Shafri, H.Z.M., Ahmad, N., Pradhan, B. and Safarpour, S., 2014, June. Six decades of urban growth using remote sensing and GIS in the city of Bandar Abbas, Iran. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 20, No. 1, p. 012007). IOP Publishing.
[https://doi.org/ 10.1088/1755-1315/20/1/012007](https://doi.org/10.1088/1755-1315/20/1/012007)
14. El Garouani, A., Mulla, D.J., El Garouani, S. and Knight, J., 2017. Analysis of urban growth and sprawl from remote sensing data: Case of Fez, Morocco. *International Journal of Sustainable Built Environment*, 6(1), pp.160-169.
15. Ewing, R. and Hamidi, S., 2017. *Costs of sprawl*. Routledge.
16. Farhoudi, R., Zanganeh, S., & Moucheshi, R. (2009). The situation of spatial distribution of population in Iranian urban system (1956-2006). *Quarterly Geographical Research*, 68, 55-68.
17. Figliomeni, F.G., Guastaferrero, F., Parente, C. and Vallario, A., 2023. A proposal for automatic coastline extraction from landsat 8 OLI images combining modified optimum index factor (MOIF) and k-means. *Remote Sensing*, 15(12), p.3181.
<https://doi.org/10.3390/rs15123181>
18. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. and Moore, R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote sensing of Environment*, 202, pp.18-27.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
19. Guastella, G. and Pareglio, S., 2014. Urban systems, urbanization dynamics and land use in Italy: Evidence from a spatial analysis. *Current urban studies*, 2(03), p.291.
20. Hao, H. and Wang, Y., 2022. Disentangling relations between urban form and urban accessibility for resilience to extreme weather and climate events. *Landscape and urban planning*, 220, p.104352.
<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2022.104352>
21. Hosseiny, B., Abdi, A.M. and Jamali, S., 2022. Urban land use and land cover classification with interpretable machine learning—A case study using Sentinel-2 and auxiliary data. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 28, p.100843. **<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100843>**
22. Islami, F.A., Tarigan, S.D., Wahjunie, E.D. and Dasanto, B.D., 2022. Accuracy assessment of land use change analysis using Google Earth in Sadar Watershed Mojokerto Regency. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 950, No. 1, p. 012091). IOP Publishing.
23. Karimi, F. and Sultana, S., 2024. Urban expansion prediction and land use/land cover change modeling for sustainable urban development. *Sustainability*, 16(6), p.2285. **<https://doi.org/10.3390/su16062285>**
24. Kharazmi, R., MohammadEsmail, Z., Chatrenour, M. 2025. Using Sentinel radar and optical data in the Google Earth Engine platform to determine the extent of land use changes in Alborz Province, *Land Management Journal*, 12(2), pp. 89-102. **doi: 10.22092/lmj.2025.367197.368**
25. Kharazmi, R., Rahdari, M.R., Rodríguez-Seijo, A. and Elhag, M., 2023. Long-term time series analysis of land cover changes in an arid environment using Landsat

- data :(a case study of Hamoun Biosphere Reserve, Iran). *Desert*, 28(1), pp.123-144. <https://doi.org/10.22059/jdesert.2023.93547>
26. 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(6), p.356. <https://doi.org/10.1007/s10661-018-6726-z>
27. Khoshnoodmotlagh, S., Daneshi, A., Gharari, S., Verrelst, J., Mirzaei, M. and Omrani, H., 2021. Urban morphology detection and it's linking with land surface temperature: A case study for Tehran Metropolis, Iran. *Sustainable cities and society*, 74, p.103228. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103228>
28. Lambin, E.F., Geist, H.J. and Lepers, E., 2003. Dynamics of land-use and land-cover change in tropical regions. *Annual review of environment and resources*, 28(1), pp.205-241. <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105459>
29. Landis J.R., Koch, G.G., 1977. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), p.159174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
30. Mirzakhani, A., Behzadfar, M. and Azizi Habashi, S., 2025. Simulating urban expansion dynamics in Tehran through satellite imagery and cellular automata Markov chain modelling. *Modeling Earth Systems and Environment*, 11(2), p.145.
31. 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>
32. Onuegbu, F.E. and Egbu, A.U., 2024. Employing post classification comparison to detect land use cover change patterns and quantify conversions in Abakaliki LGA Nigeria from 2000 to 2022. *Scientific Reports*, 14(1), p.9384. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59056-w>
33. Potapov, P., Hansen, M.C., Kommareddy, I., Kommareddy, A., Turubanova, S., Pickens, A., Adusei, B., Tyukavina, A. and Ying, Q., 2020. Landsat analysis ready data for global land cover and land cover change mapping. *Remote Sensing*, 12(3), p.426.
34. Radyn Majd, G., Jozi, S. A., Hejazi, R., Amiri, M. J., Ghaffarzadeh, H. (2021). 'The Examination of the Landscape Metrics Changes Using Urban-Rural Gradient Analysis Method: The Case Study of Tehran Metropolis', *Town and Country Planning*, 13(2), pp. 461-489. doi: 10.22059/jtcp.2021.326563.670236
35. Rawat, K.S., Kumar, S. and Garg, N., 2024. Statistical comparison of simple and machine learning based land use and land cover classification algorithms: A case study. *Journal of Water Management Modeling*, vol 32. DOI: <https://doi.org/10.14796/JWMM.H524>
36. Sarvestani, M.S., Ibrahim, A.L. and Kanaroglou, P., 2011. Three decades of urban growth in the city of Shiraz, Iran: A remote sensing and geographic information systems application. *Cities*, 28(4), pp.320-329. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2011.03.002>
37. Seto, K. C., Güneralp, B., & Hutyrá, L. R. 2012. Global forecasts of urban expansion to 2030 and direct impacts on biodiversity and carbon pools. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(40), 16083-16088. <https://doi.org/10.1073/pnas.1211658109>
38. Seto, K.C., Fragkias, M., Güneralp, B. and Reilly, M.K., 2011. A meta-analysis of global urban land expansion. *PloS one*, 6(8), p.e23777. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0023777>

39. Sheykhmousa, M., Mahdianpari, M., Ghanbari, H., Mohammadimanesh, F., Ghamisi, P. and Homayouni, S., 2020. Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: A meta-analysis and systematic review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, pp.6308-6325.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.3026724>
40. Shi, K., Liu, G., Zhou, L., Cui, Y., Liu, S. and Wu, Y., 2023. Satellite remote sensing data reveal increased slope climbing of urban land expansion worldwide. *Landscape and Urban Planning*, 235, p.104755.
<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2023.104755>
41. Taravat, A., Rajaei, M. and Emadodin, I., 2017. Urbanization dynamics of Tehran city (1975–2015) using artificial neural networks. *Journal of Maps*, 13(1), pp.24-30. **<https://doi.org/10.1080/17445647.2017.1305300>**
42. Thrall, G.I., 2017. *Land use and urban form: The consumption theory of land rent*. Routledge.
43. United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division (2020) *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision*. Available at:
<https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf>
44. Yuan, Y., Lin, L., Liu, Q., Hang, R. and Zhou, Z.G., 2022. SITS-Former: A pre-trained spatio-spectral-temporal representation model for Sentinel-2 time series classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 106, p.102651. **<https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102651>**
45. Zhang, Y., Zhao, L., Zhao, H. and Gao, X., 2021. Urban development trend analysis and spatial simulation based on time series remote sensing data: A case study of Jinan, China. *Plos one*, 16(10), p.e0257776.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0257776>
46. Zhao, Q., Haseeb, M., Wang, X., Zheng, X., Tahir, Z., Ghafoor, S., Mubbin, M., Kumar, R.P., Purohit, S., Soufan, W. and Almutairi, K.F., 2024. Evaluation of land use land cover changes in response to land surface temperature with satellite indices and remote sensing data. *Rangeland Ecology & Management*, 96, pp.183-196.
<https://doi.org/10.1016/j.rama.2024.07.003>