



جغرافیا و روابط انسانی، پاییز ۱۴۰۴، دوره ۸، شماره ۳، صص ۲۳۰-۲۰۹

استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر پایه پردازش شیء‌گرا از تصاویر ماهواره‌ای به منظور بهبود

برنامه‌ریزی فضایی در توسعه فیزیکی حاشیه شهر مشکین شهر

ابوالفضل قنبری^{۱*}، هاییل خرمی حسین حاجلو^۲

۱- دانشگاه تبریز، دانشکده برنامه‌ریزی و علوم محیطی، استادگروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی،

تبریز، ایران. ایمیل a_ghanbari@tabrizu.ac.ir

۲- دانشجوی دکتری، پژوهشگر جهاددانشگاهی، پژوهشکده توسعه و برنامه‌ریزی، گروه برنامه‌ریزی منطقه‌ای،

تبریز، ایران. ایمیل habilkhorrani@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۰۴

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۴/۲۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۳/۰۹

چکیده

با توجه به روند بی‌سابقه و رو به رشد جمعیت و گسترش شهرها و با افزایش ساخت وسازها و در محدوده حاشیه شهری مسئله نظام مدیریت و برنامه‌ریزی شهری را تحت الشعاع قرار داده است؛ یکی از رویکردهای جدید در برنامه‌ریزی شهری، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و روش‌های نوین سنجش از دور می‌باشد. روش پژوهش حاضر توصیفی و کمی است که با هدف استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر پایه پردازش شیء‌گرا از تصاویر ماهواره سری لندست و سنتینل انجام گرفته است. بعد از انجام تصحیحات و تلفیق تصاویر یا *Image fusion* با استفاده از روش‌های *NNDiffuse* و *Gram schmidt* تصاویر لندست و سنتینل در نرم‌افزار *ENVI 5.6* انجام گرفت و تصویری جدید با خصوصیات مشترک دو تصویر تولید گردید جهت قطعه‌بندی و طبقه‌بندی از نرم‌افزار ایکاگنیشن استفاده گردید و فرآیند قطعه‌بندی بر اساس مقیاس، ضریب شکل و ضریب فشردگی مناسب با هدف تولید اشیاء تصویری انجام شد. با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای محدوده فیزیکی شهر مشکین شهر تولید شد بر اساس نتایج تحقیق، طبقه‌بندی کننده بیز دارای دقت کلی ۹۶ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴، *k* - نزدیکترین همسایه دارای دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴، ماشین بردار پشتیبان دارای دقت کلی ۹۵ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴، درخت تصمیم‌گیری دارای دقت کلی ۹۶ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ و درخت‌های تصادفی دارای دقت کلی ۹۴ درصد و ضریب کاپای ۰/۸۴ بودند. لذا از بین کلیه الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق، *k* - نزدیکترین همسایه با دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ مقدار دقت بیشتری را ارائه نمود. کلاس اراضی ساخته‌شده بیشترین تغییر را به مقدار ۱۶/۹۲ درصد از نظر افزایش مساحت داشته است.

واژگان کلیدی: تصاویر ماهواره‌ای، یادگیری ماشین، فیوژن، شیء‌گرا، مشکین شهر

افزایش چشمگیر ساخت و ساز در دهه‌های اخیر و توسعه شهر در جهات مختلف امری است طبیعی که در پی آن بسیاری از اراضی روستایی و زراعی محدوده شهری تحت نفوذ کاربری‌های شهری قرار می‌گیرند، به عبارتی از سویی روند رشد جمعیت در نواحی شهری و از سویی دیگر تحولات اقتصادی-اجتماعی حاکم بر شهرها که زمینه را برای افزایش جاذبه‌های شهری آماده می‌کند و خود مستقیماً بر تغییرات کاربری اراضی نقش دارند سبب شده است که شهرها روزبه‌روز توسعه پیدا کنند و در جریان این توسعه شاهد بلعیده شدن اراضی مرغوب کشاورزی پیرامون محدوده شهرها و تغییرات گسترده در ابعاد مختلف کالبدی، اجتماعی، اقتصادی و زیست‌محیطی باشیم (پورمحمدی و همکاران، ۱۳۹۷: ۴۲). با تداوم روند مهاجرت جمعیت روستایی به شهرها و افزایش جمعیت شهری، امروزه شهرها با مشکلات زیادی از جمله: گسترش فضایی شهرها، کمبود خدمات و زیربنای شهری و آلودگی زیست‌محیطی مواجه هستند که موارد یادشده ارتباط مستقیمی با زمین و کاربری اراضی دارد. شهرنشینی یکی از مهم‌ترین فعالیت‌های بشری است که تأثیرات شگرفی بر محیط‌زیست در مقیاس‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی دارد. به طوری که گسترش شهرنشینی و رشد آن باعث تغییرات در کاربری و الگوی پوشش زمین شده است (Alwedyan, 2022:253). توسعه فیزیکی مناطق شهری یکی از محرک‌های اصلی تغییرات جهانی است که تأثیرات مستقیم و غیرمستقیم مهمی بر شرایط محیطی و تنوع زیستی دارد (قنبری و همکاران, ۱۴۰۲). در فرایند توسعه فیزیکی شهر به دلیل تبدیل اکوسیستم‌های طبیعی و نیمه‌طبیعی به سطوح غیرقابل نفوذ، اغلب باعث تغییرات زیست‌محیطی برگشت‌ناپذیر می‌شود. توسعه فیزیکی شهری، شرایط محیطی را تغییر می‌دهد و به‌طور مستقیم چند فرآیند اکوسیستمی مانند تعادل هیدرولوژیکی، چرخه بیوژئوشیمیایی^۱، دمای سطح زمین و شرایط اقلیمی محلی را تغییر می‌دهد (Marzioletti et al., 2023:2). بر اساس داده‌های سازمان ملل متحد، ۵۵ درصد از جمعیت جهان در مناطق شهری زندگی می‌کنند، درصدی که انتظار می‌رود تا سال ۲۰۵۰ به ۶۸ درصد افزایش یابد. بر همین اساس تقریباً از هر ۱۰ نفر در جهان ۷ نفر در شهرها زندگی می‌کنند (Lun et al., 2023:1). تغییر کاربری اراضی یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین تغییرات طبیعت است که حاصل تعامل انسان با طبیعت است. رشد جمعیت و شهرنشینی در بین کشورها و مناطق جهان نابرابر است، رشد شهرها با توجه به نرخ بالای رشد جمعیت و در نتیجه تعداد جمعیت شهری، بر این باورند که این موضوع مشکلات مضاعفی را برای مدیران و مدیران شهری در زمینه تأمین نیازها و خدمات ایجاد کرده و خواهد داشت. توسعه روزافزون جامعه شهری که رشد گسترده جمعیت و مهاجرت و فعالیت‌های انسانی را تحت تأثیر قرار داده است، منجر به ساخت‌وسازهای بی‌برنامه و گسترش بی‌رویه شهرها شده و تغییرات زیادی در ساختار فضایی آن‌ها ایجاد کرده است که نیاز به راهنمایی درک آن‌ها دارد. تغییر کاربری اراضی به تغییر در نوع کاربری اطلاق می‌شود که لزوماً تغییر در سطح زمین نیست، بلکه شامل تغییر در تراکم و مدیریت زمین نیز می‌شود. در واقع ظرفیت و پتانسیل توسعه شهری و شهرنشینی را می‌توان از مهم‌ترین شاخص‌های تبیین‌کننده تغییر کاربری اراضی به‌ویژه اراضی کشاورزی دانست. (پورمحمدی و همکاران، ۱۳۹۷: ۴۲) آگاهی از تغییرات جاری به مدیران و برنامه‌ریزان کمک می‌کند تا با اهداف از پیش طراحی‌شده برای مدیریت عوامل تغییر و برنامه‌ریزی فرآیندهای تغییر

با توسعه پایدار برای بهبود شرایط فعلی پاسخ دهند. در واقع با برنامه‌ریزی صحیح برای ایجاد هرگونه تغییر قبل از وقوع می‌توان آسیب‌های وارده به محیط‌زیست را کاهش داد (رضویان، ۱۳۹۱: ۱۲). از آنجایی که استفاده از روش‌های سنتی برای تعیین توسعه شهری و تغییرات کاربری زمین زمان‌بر و پرهزینه است، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چند زمانی، نقشه‌های دیجیتال و داده‌های سنجنش‌ازدور، می‌توان میزان توسعه شهری و کاربری اراضی را تغییر مشخص کرد (قنبری و همکاران، ۱۴۰۲: ۶). از رویکردهای جدید در برنامه‌ریزی و مدیریت شهری، استفاده از تکنیک‌های سنجنش‌ازدور (RS)^۱ و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)^۲ می‌باشد. (فیضی زاده و همکاران، ۱۴۰۱: ۲۶) در فرآیند دورسنجی با استفاده از عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای به بررسی الگوهای زمانی مکانی مناطق شهری پرداخته می‌شود و اخیراً در مطالعات شهرسازی به‌طور چشم‌گیری مورد استفاده قرار گرفته است. در حال حاضر تعدادی از مطالعات و مدل‌ها در رابطه با فرم‌های شهری و رشد شهرسازی با استفاده از تکنیک‌های سنجنش‌ازدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی به‌ویژه برای نقشه‌برداری، پیش، اندازه‌گیری و تحلیل تراکم و پراکندگی مناطق شهری انجام می‌شود (Azhdari et al., 2018:164). ظهور تکنیک‌های سنجنش‌ازدور و یادگیری ماشین فرصتی جدید و امیدوارکننده برای نظارت و تجزیه و تحلیل دقیق و کارآمد مسائل رشد شهری در راستای دستیابی به توسعه پایدار ارائه می‌دهد. داده‌های سنجنش‌ازدور و تصاویر ماهواره‌ای اطلاعات فضایی و طیفی فراوانی را ارائه می‌کنند. لذا این اطلاعات می‌تواند در سطوح کلان، درکی از مسائل شهری ارائه نمایند (Li et al., 2023:1). طبقه‌بندی یکی از مهم‌ترین روش‌های استخراج اطلاعات از تصاویر سنجنش‌ازدور می‌باشد (فیضی زاده و همکاران، ۱۴۰۱: ۲۶). در حقیقت طبقه‌بندی یک نداشت از فضای چند طیفی به فضای عوارض است. (فاطمی و رضایی، ۱۳۹۱: ۱۷۳) فرآیند پردازش تصاویر ماهواره‌ای را در حالت کلی می‌توان به دو رویکرد تجزیه و تحلیل تصویر مبتنی بر پیکسل^۳ و مبتنی بر شیء^۴ تقسیم‌بندی نمود (قنبری و همکاران، ۱۴۰۲: ۲۴). برای استخراج عوارض شهری از تصویر در روش معمولی مبتنی بر پیکسل پردازش بر اساس ارزش عددی هر پیکسل تصویر انجام می‌شود و تنها از اطلاعات طیفی موجود در هر پیکسل استفاده می‌کند. در مقابل، رویکرد تجزیه و تحلیل مبتنی بر شیء اطلاعات طیفی با اطلاعات مکانی ادغام می‌گردد و بر روی گروه همگنی از پیکسل‌ها، با در نظر گرفتن ویژگی‌های فضایی پیکسل‌ها انجام می‌شود (N. Wu et al., 2023:2). لذا به دلیل استفاده از شیء به‌جای پیکسل منفرد، امکان تعریف خصوصیات دیگری علاوه بر خصوصیات طیفی، مانند ویژگی‌های شکل، اندازه، بافت و همسایگی نیز فراهم می‌شود (ترکاشوند و موسی‌پور، ۱۴۰۰: ۱۷۶). هدف از این پژوهش، مقایسه دقت الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر مشکین شهر با استفاده از تصویر ماهواره لندست^۵ و سنتینل^۶ می‌باشد. در این راستا هدف اساسی تحقیق حاضر برای اولین بار به مقایسه کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش

-
1. Remot sensing
 2. Geographic Information System
 1. Pixel-Based
 2. Object-Based
 5. Lansat
 6. Sentinel

شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر مشکین شهر با استفاده از تصویر ماهواره لندست ۷ و سنتیل پرداخته شده است که این امر جنبه نوآوری پژوهش را توجیه می‌نماید.

۲- پیشینه تحقیق

مهم‌ترین ویژگی عصر ما شهرنشین شدن جمعیت، افزایش جمعیت شهرها و به تبع آن، توسعه شهرهای کوچک و بزرگ است. محققان برای تعیین مناسب‌ترین و دقیق‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین جهت استخراج مناطق شهری، طبقه‌بندی کننده‌های مختلف را بر اساس عملکرد و میزان دقت آن‌ها مورد بررسی قرار داده‌اند که در سطح ایران و جهان می‌توان به مواردی اشاره نمود. روستایی و همکاران (۱۳۸۹) اثربخشی یک مدل شیء‌گرا و یک الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (ANN) را برای استخراج تغییرات فیزیکی مختلف در شهر تبریز با استفاده از داده‌های ماهواره لندست مقایسه کرد و به این نتیجه رسید که تمایز بین تغییرات فیزیکی نقشه تبریز، شیء - مدل oriented به دلیل استفاده از چندین پارامتر مانند شکل، یکنواختی، بافت و فشردگی بسیار دقیق است. فوربرگ و همکاران (۲۰۱۹)^۱ محدوده توسعه فیزیکی شهر استکهلم را با استفاده از داده‌های ماهواره‌های SPOT و Sentinel و با استفاده از الگوریتم SVM بر اساس طبقه‌بندی شیء‌گرا استخراج کردند. این محققان ابتدا تصاویر ماهواره‌ای را پیش‌پردازش می‌کنند، سپس تصاویر ماهواره‌ای را بر اساس پارامترهای شکل و فشردگی تقسیم‌بندی می‌کنند و تصاویر را بر اساس پردازش شیء‌گرا و دقت طبقه‌بندی می‌کنند. محرمی و نیسانی سامانی (۱۴۰۱) با مقایسه دو الگوریتم RF و یادگیری عمیق (DL) مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، پوشش شهری شهر تبریز را با استفاده از تصویر ماهواره سنتینل ۲ استخراج کردند. نتیجه تحقیقات این محققان نشان دهنده عملکرد بسیار خوب الگوریتم یادگیری عمیق است. اجاقی و خزایی (۱۳۹۵) با استفاده از تصاویر ماهواره‌های Quick Bird و Geo Eye، تغییرات منطقه توسعه فیزیکی جزیره قشم را ترسیم کردند. پس از تقسیم‌بندی تصویر، این محققان از الگوریتم‌های طبقه‌بندی شیء‌گرا مانند جنگل تصادفی (RF)، نزدیک‌ترین همسایه (K (KNN) و ماشین بردار پشتیبانی (SVM) برای طبقه‌بندی تصاویر و این نتیجه استفاده کردند. آن‌ها دریافته‌اند که الگوریتم شیء‌گرا RF دقیق‌تر است. یزدانی و همکاران (۱۳۹۴) در تحقیقی برای تعیین بهترین جهت توسعه مشکین شهر و با تجزیه و تحلیل داده‌ها به کمک نرم‌افزار محیط ArcGIS، تنها قسمت جنوب غربی مشکین شهر را بهترین مقصد برای توسعه فیزیکی شهری یافتند. شفیع‌زاده مقدم و همکاران (۱۳۹۶) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست، الگوریتم ANN^۲، SVM، RF طبقه‌بندی و درخت رگرسیون (CART)، رگرسیون لجستیک (LR) برای مدل‌سازی توسعه فیزیکی شهری و استخراج مناطق شهری کلانشهر تهران و رگرسیون تطبیقی چند متغیره (MARS) را مقایسه کرده‌اند در این تحقیق الگوریتم ANN بالاترین دقت را دارد. وانگ و همکاران (۲۰۱۸) پس از تقسیم‌بندی تصاویر ماهواره‌ای Quick Bird از شهر سوژو و استخراج تغییرات در مناطق شهری، الگوریتم‌های KNN، SVM، RF و یادگیری گروهی (EL) را مقایسه کردند در این تحقیق الگوریتم EL بالاترین میزان دقت را دارد. Lefulebe و همکاران (۲۰۲۲) عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین شامل SVM، RF، Simple Bayes (NB) و KNN را برای استخراج مناطق شهری در کیپ‌تاون مقایسه کرد و به این نتیجه رسید که تمام طبقه‌بندی کننده‌های مورد استفاده در تحقیق از دقت بالاتری برخوردار هستند. ۹۱٪ و الگوریتم KNN

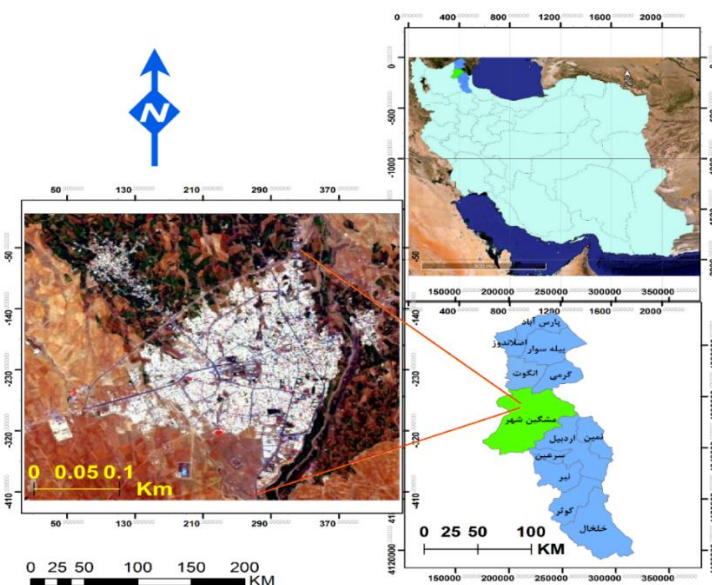
1.Furberg

²Artificial Neural Network

بهترین طبقه‌بندی کننده با دقت ۹۶٪ و ضریب کاپا ۰/۹۵ است. فیضی زاده و همکاران (۱۴۰۱) در تحقیقی به ارائه پارامترهای مناسب در شناسایی و استخراج ساختمان‌ها و عوارض شهری با استفاده از تکنیک‌های پردازش شیء گرای تصاویر هوایی در ورزقان پرداخته‌اند و در راستای سنجش کارآمدی روش‌های پردازش شیء گرا، نتایج نشان می‌دهند که شاخص شکل با دقت ۹۷٪، ضریب کاپای ۰/۹۴ و ضریب روشنایی با دقت ۹۸٪، ضریب کاپای ۰/۹۶ از قابلیت مؤثری برای استخراج ساختمان‌های شهری برخوردار هستند. قنبری و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی با هدف مقایسه کار آیی طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از تصویر ماهواره سستینل ۲ انجام داده‌اند با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای شامل الگوریتم‌های طبقه‌بندی کننده بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی، فرایند طبقه‌بندی انجام و نقشه‌های محدوده توسعه فیزیکی شهری انجام داده‌اند و از بین کلیه الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق، k - نزدیک‌ترین همسایه با دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۶ مقدار دقت بیشتری را ارائه نموده‌اند.

۳ - منطقه مورد مطالعه

شهر مشگین شهر یا خیابو در شمال غربی ایران و در مرکز استان اردبیل قرار دارد. فاصله آن با تهران ۸۳۹ کیلومتر است. مشگین شهر به عنوان دومین شهر بزرگ استان اردبیل نیز شناخته می‌شود با ارتفاع متوسط ۱۴۱۶ متر از سطح آب‌های آزاد و در عرض جغرافیایی ۳۸ درجه و ۲۳ دقیقه و ۳۴ ثانیه عرض شمالی و طول جغرافیایی ۴۷ درجه و ۱ دقیقه و ۷ ثانیه طول شرقی از خط استوا واقع شده است (شبانی و همکاران، ۱۳۹۸: ۶). از طرف جنوب به شهرستان‌های اردبیل و سراب، از طرف مغرب به اهر و هریس و از طرف شمال به شهرستان گرمی و از شرق به جمهوری آذربایجان محدود می‌شود. آب‌وهوای این شهر معتدل کوهستانی است و دمای هوا در طول سال بین ۳۰- و ۳۰+ درجه سانتی‌گراد متغیر است. کوه سبلان در ۲۵ کیلومتری این شهر واقع شده است. اورامی، وراوی، خیابو و پشگین شهر، اسامی قدیمی این شهر بوده‌اند (یزدانی، ۱۳۹۴).



شکل ۱: محدوده منطقه مورد مطالعه (منبع نویسندگان).

۴ - روش تحقیق و داده‌های مورد استفاده

روش پژوهش تحقیق حاضر توصیفی - کمی است و نوع تحقیق کاربردی و روش جمع آوری داده‌ها و اطلاعات اسنادی و میدانی می‌باشد. تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق، داده‌های تصاویر ماهواره لندست TM سال ۲۰۰۰، لندست ETM+ سال ۲۰۱۴، لندست ۸ (سنجنده OLI) سال ۲۰۲۴ محدود به مورد مطالعه از سایت <https://earthexplorer.usgs.gov> برای اواخر خرداد داندلود و همچنین تصویر ماهواره‌ای چند طیفی دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری ماهواره سنتینل ۲ شامل باندهای ۲ (آبی)، ۳ (سبز)، ۴ (قرمز) و ۸ (مادون قرمز نزدیک) مربوط به ۲۰۰۰ و ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ شهر مشگین شهر می‌باشد. تصویر ماهواره‌ای مورد نظر از سایت سازمان فضایی اروپا (ESA)^۱ به آدرس اینترنتی <https://scihub.copernicus.eu> بارگیری گردید. ماهواره‌های لندست که توسط سازمان ملی هوانوردی و فضانوردی امریکا (NASA) طراحی و در مدار زمین قرار گرفته اند، شامل دو نسل می‌باشند که ماهواره‌های لندست ۱ و ۲ و ۳ را ماهواره‌های نسل اول و ماهواره‌های ۴ و ۵ را ماهواره‌های نسل دوم می‌گویند ماهواره لندست ۸ در تاریخ ۱۱ فوریه ۲۰۱۳ راه‌اندازی شده است. این هشتمین ماهواره در برنامه ماهواره‌های لندست، و هفتمین ماهواره‌ای است که با موفقیت به مدار رسیده است. این ماهواره که در اصل Landsat Data Continuity Mission (LDCM) نامیده می‌شود، محصول همکاری بین ناسا و سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) است. ماهواره سنتینل ۲ دارای ۱۳ باند طیفی می‌باشد که چهار باند آن دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر، شش باند آن دارای قدرت تفکیک مکانی ۲۰ متر و سه باند آن دارای قدرت تفکیک مکانی ۶۰ متر می‌باشد. (J. Wu et al., 2023:16). جداول ۱ و ۲ مشخصات باندهای ماهواره سری لندست و سنتینل را نشان می‌دهد.

جدول ۱. مشخصات باندهای ماهواره لندست

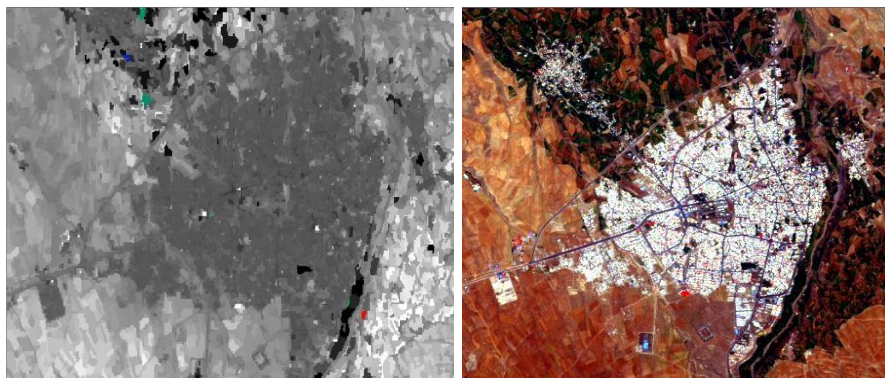
شماره باند	نام باند	طول موج (نانومتر)	قدرت تفکیک مکانی
باند ۱	ساحلی / آتروسل	۰/۴۳۳ تا ۰/۴۵۳ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۲	آبی قابل مشاهده	۰/۴۵۰ تا ۰/۵۱۵ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۳	سبز قابل مشاهده	۰/۵۲۵ تا ۰/۶۰۰ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۴	قرمز قابل مشاهده	۰/۶۳۰ تا ۰/۶۸۰ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۵	مادون قرمز نزدیک	۰/۸۴۵ تا ۰/۸۸۵ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۶	مادون قرمز با طول موج کوتاه	۱/۵۶ تا ۱/۶۶ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۷	مادون قرمز با طول موج بلند	۲/۱۰ تا ۲/۳۰ میکرومتر	۶۰ متر
باند ۸	پانکروماتیک	۰/۵۰ تا ۰/۶۸ میکرومتر	۱۵ متر
باند ۹	سیروس	۱/۳۶ تا ۱/۳۹ میکرومتر	۳۰ متر
باند ۱۰	مادون قرمز با طول موج بلند	۱۰/۳ تا ۱۱/۳ میکرومتر	۱۰۰ متر
باند ۱۱	مادون قرمز با طول موج بلند	۱۱/۵ تا ۱۲/۵ میکرومتر	۱۰۰ متر

^۱.European Space Agency

جدول ۲. مشخصات باندهای ماهواره سنتینل ۲

شماره باند	نام باند	طول موج (نانومتر)	قدرت تفکیک مکانی (متر)
B1	Coastal	443	60
B2	Blue	490	10
B3	Green	560	10
B4	Red	665	10
B5	Red Edge 1	705	20
B6	Red Edge 2	740	20
B7	Red Edge 3	783	20
B8	NIR	842	10
B8a	NIR-narrow	865	20
B9	Water vapor	940	60
B10	Cirrus	1375	60
B11	SWIR-1	1610	20
B12	SWIR-2	2190	20

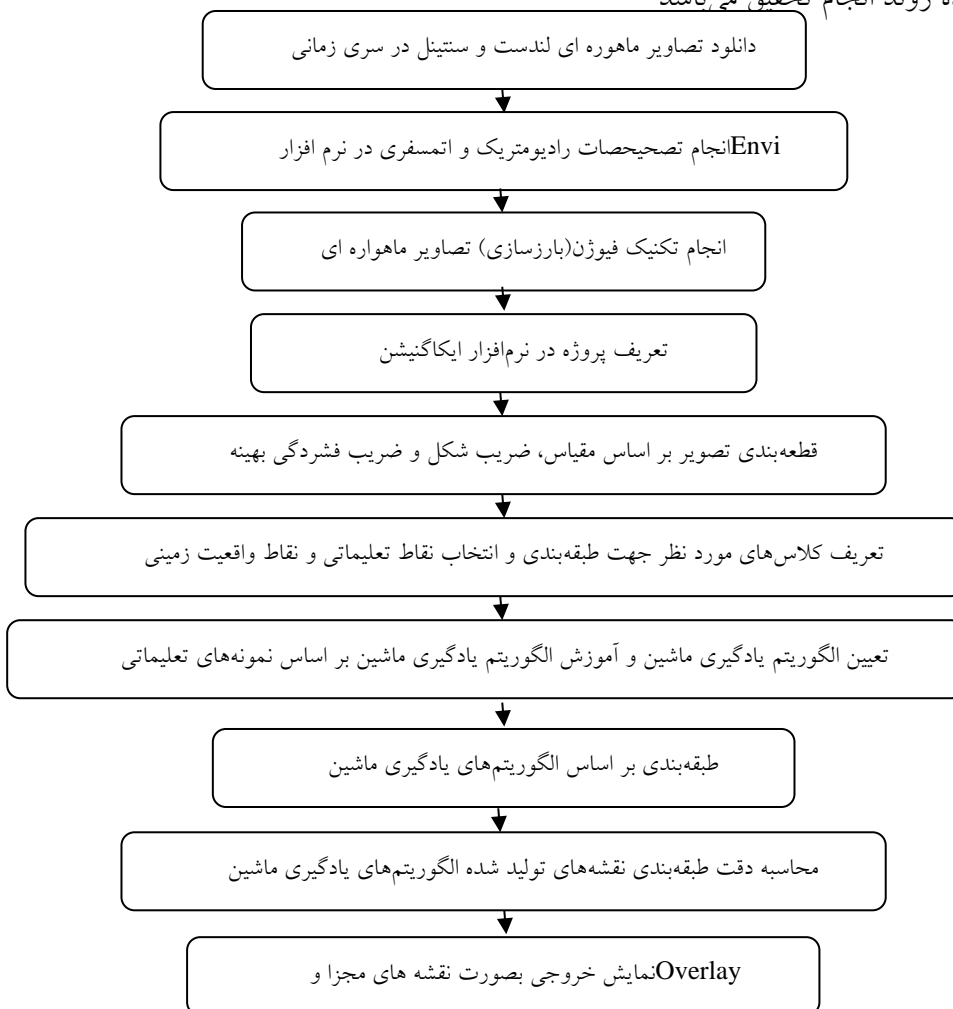
پس از بارگیری نمودن تصویر ماهواره‌ای مورد نظر، در محیط نرم‌افزار ENVI 5.6 با استفاده از فایل Metadata تصویر با فرمت XML، تصویر مورد نظر فراخوانی گردید و سپس بعد از انجام تصیحات اتمسفری و رادیومتریک تصاویر ابتدا باندهای تصاویر لندست با باند پانکروماتیک تلفیق گردید و تصاویر از قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری به ۱۵ متری ارتقاء پیدا کرد سپس تکنیک تلفیق تصاویر یا Image fusion با استفاده از روش‌های NNDiffuse و Gram schmidt تصاویر لندست و سنتینل در نرم‌افزار ENVI 5.6 انجام گرفت قدرت تفکیک مکانی و طیفی مختلف را در هم ادغام گردید و تصویر جدیدی تهیه شد که هم‌زمان خصوصیات هر دو تصویر دارد و تصویر جدیدی تهیه گردید که قابلیت بیشتری نسبت به تک تک تصاویر اصلی دارد در ادامه با استفاده از شیپ فایل منطقه مورد مطالعه برش داده شد و تصویر خروجی با فرمت TIFF ذخیره گردید. جهت قطعه‌بندی و طبقه‌بندی از نرم‌افزار ایکاگنیشن^۱ استفاده گردید.



شکل ۲: تصویر تهیه‌شده بعد تکنیک فیوژن شکل ۳: تصویر تهیه‌شده قبل از تکنیک فیوژن

1. eCognition

برای انجام این فرایند، ابتدا تصویر دارای فرمت TIF به صورت یک پروژه در نرم افزار ایکاگنیشن تعریف گردید. برای رسیدن به قطعه بندی بهینه، عملیات قطعه بندی با مقیاس ها، ضریب شکل ها و ضریب فشردگی های مختلف انجام شد. لذا پس از انتخاب مقیاس، ضریب شکل و ضریب فشردگی مناسب، با استفاده از عملیات قطعه بندی، اشیاء تصویری تولید شد و سپس نسبت به ایجاد کلاس های مورد نظر اقدام گردید و پس از آن نقاط آموزشی هر کلاس مشخص شدند. در این مرحله جهت انجام فرایند طبقه بندی، الگوریتم های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء گرای تصاویر ماهواره ای انتخاب و نسبت به یادگیری هر الگوریتم بر اساس نقاط تعلیماتی اقدام گردید. پس از فرایند یادگیری و آموزش هر الگوریتم بر اساس نقاط آموزشی، فرایند طبقه بندی تصویر انجام شد. در مرحله پس پردازش، با استفاده از فیلتر اکثریت^۱ با ابعاد ۳ در ۳ پیکسل، پیکسل های منفردی که باعث ایجاد نوفه در فرایند طبقه بندی شده بودند حذف گردیدند. سپس با استفاده از نقاط نمونه واقعیت زمینی، ارزیابی دقت برای هر کدام از نقشه های تولیدی انجام شد. در نهایت با استفاده از نرم افزار ArcGIS pro عملیات کارتوگرافیکی جهت بدست آوردن نقشه های نهایی انجام شد. شکل ۲ نشان دهنده روند انجام تحقیق می باشد



شکل ۲: روند انجام تحقیق

1. Majority

۵- مبانی نظری تحقیق

۵-۱- کاربری اراضی

در مطالعات محیطی و شهری اغلب با دو واژه مرتبط با هم کاربری زمین و پوشش زمین برخورد می‌کنیم. واژه‌های کاربری زمین و پوشش زمین مترادف هم نیستند. پوشش زمین، وضعیت بیوفیزیکی سطح زمین و سطح بلافصل زیرین آن است و به عبارت دیگر، پوشش زمین، وضعیت بیوفیزیکی سطح زمین را به صورت زمین زراعی، کوه‌ها یا جنگل‌ها توضیح می‌دهد. در صورتی که کاربری زمین شامل هر دو شیوه‌ای است که در آن‌هم ویژگی‌های بیوفیزیکی زمین و هم هدفی که ممکن است برای استفاده زمین بدین منظور وجود داشته باشد، لحاظ می‌گردد. به طور مختصر کاربری زمین به معنای استفاده انسان از زمین است. پوشش زمین به معنای رده‌بندی فیزیکی، شیمیایی یا بیوفیزیکی سطح خاکی کره زمین همانند علفزارها، جنگل یا سطوح عمومی ساخته شده است، درحالی‌که کاربری زمین به اهداف انسانی اشاره دارد که با آن پوشش، همانند، پرورش دام، تفریح یا زندگی شهری ارتباط دارد (بریاسولیس^۱، ۱۳۸۸: ۳۹-۴۰).

۵-۲- تغییرات کاربری زمین

تغییر کاربری زمین فرایند پویا و پیچیده‌ای است که سیستم‌های طبیعی و انسانی را به هم مرتبط می‌کند (Koomen et al, 2007: 2). و در نتیجه یک شبکه پیچیده تعامل بین نیروهای بیوفیزیکی و اجتماعی-اقتصادی در فضا و زمان است (بریاسولیس، ۱۳۸۸: ۱۶۲). تغییرات کاربری زمین و پوشش زمین ذاتاً حالت فضایی و پویا دارد (Aspinall and Hill, 2008: 5). تغییر کاربری زمین احتمالاً باعث تغییر پوشش زمین می‌شود، اما پوشش زمین ممکن است حتی بدون تغییر کاربری زمین، تغییر کند. می‌یر نکته مهمی را اضافه می‌کند که، تغییرات در پوشش زمین به وسیله کاربری زمین ضرورتاً به معنای از بین رفتن کیفیت زمین نیست (بریاسولیس، ۱۳۸۹: ۴۱).

تغییر کاربری زمین یکی از زمینه‌های اصلی تحلیل شهری هست (Asami et al, 2009: 65). نرخ سریع توسعه شهری موجب تغییرات وسیعی در الگوی کاربری زمین حاشیه شهرها شده است. اثرات رشد شهرنشینی در کشورهای درحال توسعه و کشورهای توسعه یافته محسوس است. با این حال در کشورهای درحال توسعه مثل ایران، این نرخ رشد سریع‌تر بوده و در نتیجه منجر به تغییرات وسیعی در کاربری اراضی شده است (خاکپور و دیگران، ۱۳۸۶: ۴۶). توسعه شهری نقش مهمی را در تغییرات کاربری اراضی شهری و کاربری‌های اطراف شهر ایفا می‌کنند، مسلماً شهرها به هر جهتی که توسعه می‌یابند همراه با تغییر در کاربری اراضی می‌باشند این تغییرات می‌تواند هم در جهت مثبت و هم در جهت منفی باشد، هرچقدر میزان گسترش و توسعه شهر بیشتر باشد تغییرات ایجاد شده در کاربری اراضی نیز به تبع آن بیشتر خواهد شد.

۵-۳- یادگیری ماشین^۲

یادگیری ماشین یکی از ابزارهای اصلی دیجیتالی شدن در انقلاب صنعتی چهارم است. این ابزار، یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی (AI)^۳ می‌باشد که به سیستم‌ها این امکان را می‌دهد تا به صورت خودکار یادگیری و پیشرفت داشته

¹ Briassolis Helen

² Machine learning

³ Artificial Intelligence

باشند بدون اینکه برنامه نویسی صریحی برای آن داشته باشند (Temitope Yekeen & Balogun, 2020:12). در حال حاضر، یادگیری ماشین به ابزار مهمی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی نتایج قابل اعتماد و دقیق برای محققان تبدیل شده است (Khan & Sudheer, 2022:541). در این روش، ماشین از داده‌ها و اطلاعاتی که قابل خواندن توسط ماشین هستند آموزش می‌بیند. از داده‌ها استفاده می‌کند، الگوها را یاد می‌گیرد و نتایج را پیش‌بینی می‌کند (Upreti, 2022:1). روش‌های یادگیری ماشین به دو گروه اصلی یادگیری تحت نظارت و یادگیری بدون نظارت تقسیم می‌شوند. یادگیری تحت نظارت از تعدادی نمونه‌های آموزشی با پاسخ‌های صحیح استفاده می‌کند. در مقابل، در یادگیری بدون نظارت، نمونه‌های آموزشی ارائه نمی‌شود (Casali et al., 2022:1).

۵-۳-۱- طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱

طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان یک روش نظارت شده یادگیری ماشین است که به عنوان روشی مؤثر در فضای محاسباتی در ابعاد بالا مطرح شده است که پایه و اساس آن طراحی یک ابرصفحه^۲ بهینه، جهت حداکثر نمودن حاشیه بین دو کلاس و جداسازی مجموعه‌ای از داده‌ها به صورت تعدادی مجزا از کلاس‌هایی از پیش تعریف شده توسط نمونه‌های آموزشی می‌باشد. به عبارتی هدف اصلی این مدل، تبدیل مجموعه‌ای از داده‌ها از فضای دوبعدی به فضایی با ابعاد بالاتر و تقسیم ویژگی‌های مجموعه داده به گروه‌های متفاوت می‌باشد (Dang et al., 2022:12). این الگوریتم برای داده‌های قابل جداسازی خطی و غیرخطی استفاده می‌شود. اگر داده‌ها به صورت غیرخطی باشند از توابع هسته^۳ استفاده می‌شود. تابع هسته برای حل مسائل غیرخطی برای یافتن یک ابر صفحه بهینه برای جداسازی داده‌ها استفاده می‌شود (Akin, 2023:9404).

۵-۳-۲- طبقه‌بندی کننده بیز^۴

طبقه‌بندی کننده بیز یک الگوریتم طبقه‌بندی کننده آماری و احتمالاتی یادگیری ماشین است که بر اساس قضیه بیز انجام می‌شود (Thomasberger et al., 2023:7). طبقه‌بندی کننده بیز قادر است با توجه به نمونه‌های آموزشی، عضویت یک داده معین به یک کلاس معین را بر اساس مقدار احتمال وقوع، پیش‌بینی نماید. در این مدل، فرض بر مستقل بودن متغیرهای ورودی می‌باشد (Bazrafkan et al., 2023:7). از جمله خصوصیات طبقه‌بندی کننده بیز می‌توان به این موارد اشاره نمود. (۱) درک و پیاده‌سازی آن ساده است. (۲) می‌تواند به طور مؤثر با مقادیر بسیار کمی از مجموعه داده‌های آموزشی استفاده شود (۳) می‌توان آن را به سرعت آموزش داد و طبقه‌بندی نمود. (۴) در برابر نوفه^۵ مقاوم است. قضیه بیز بر اساس محاسبه احتمال شرطی طبق معادله ۱ محاسبه می‌شود:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad \text{معادله ۱}$$

^۱. Support vector machine classifier

^۲. Hyper-plane

^۳. Kernel

^۴. Bayes Classifier

^۵. Noise

$P(A|B)$ ، احتمال وقوع رویداد A به شرطی که رویداد B به وقوع پیوسته باشد. $P(B|A)$ ، احتمال وقوع رویداد B به شرطی که رویداد A به وقوع پیوسته باشد. $P(A)$ ، احتمال وقوع رویداد A و $P(B)$ ، احتمال وقوع رویداد B می باشد (Tariq et al., 2023:5).

۳-۳-۵- طبقه‌بندی کننده K - نزدیک‌ترین همسایه (KNN)^۱

طبقه‌بندی کننده k - نزدیک‌ترین همسایه یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که مبتنی بر نمونه‌های آموزشی می‌باشد. در این الگوریتم، اگر اکثریت K نمونه‌های آموزشی مشابه در فضای ویژگی یک نمونه متعلق به یک کلاس خاص باشند آن نمونه نیز به آن کلاس تعلق دارد و ویژگی‌های نمونه‌های آن دسته را دارد (Lin et al., 2023:10). این الگوریتم یک روش یادگیری نظارت‌شده ناپارامتریک ساده است که از نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی برای انجام طبقه‌بندی یا پیش‌بینی در مورد گروه‌بندی یک داده استفاده می‌کند. به عبارت دیگر، داده‌های مجهول با توجه به بیشترین نمونه‌های آموزشی مشابه در فضای ویژگی طبقه‌بندی می‌شوند. یعنی یک نمونه آموزشی بر اساس وزن همسایه‌هایش گروه‌بندی می‌شود و به کلاسی که بیشترین وزن را در میان k - نزدیک‌ترین همسایه‌ها دارد، نسبت داده می‌شود. در این الگوریتم، مقدار k اساسی‌ترین پارامتر می‌باشد (N. Wu et al., 2023:8).

۴-۳-۵- طبقه‌بندی کننده درخت تصمیم‌گیری (DT)^۲

طبقه‌بندی کننده درخت تصمیم‌گیری یکی از طبقه‌بندی کننده‌های چند مرحله‌ای است که در واقع نمایشی از شاخه‌ها و گره‌هاست که هر گره به مجموعه‌ای از پاسخ‌های ممکن منتهی می‌گردد. این طبقه‌بندی کننده، روشی برای نشان دادن حد آستانه‌هایی می‌باشد که به یک رده یا مقدار منتهی می‌گردند و از طریق جداسازی متوالی داده‌ها به صورت گروه‌های مجزا جدا می‌شوند. یک درخت تصمیم‌گیری شرایط موجود را در مجموعه‌ای از ویژگی‌های اصلی که دارای مجموعه‌ای از کلاس‌هایی با اطلاعات کلی هستند توصیف می‌کند. ساختار درخت تصمیم‌گیری در اغلب موارد شامل متغیرها، گره‌ها^۳، شاخه‌ها و برگ‌هاست. در روش درخت تصمیم‌گیری، یک ساختار شاخه‌ای بهینه با کمترین میزان نرخ خطا می‌تواند با حداقل تعداد گره‌ها فرض شود. همچنین باید به اشتراک کلاس‌ها و این که چه تعداد شاخه و لایه مورد استفاده قرار می‌گیرند به قدر کافی توجه کرد. از آنجایی که تعداد ساختارهای شاخه‌های ممکن، حتی برای تعداد نسبتاً کمی از کلاس‌ها می‌تواند زیاد باشد، طراحی یک طبقه‌بندی کننده مطلوب بسیار دشوار خواهد بود. کارایی و صحت طبقه‌بندی در این روش به انتخاب شاخه‌ها بستگی دارد. در روش تصمیم‌گیری درختی توانایی جداسازی کلاس‌ها با به کارگیری روش دودویی تضعیف نمی‌شود زیرا یک درخت تصمیم‌گیری کلی می‌تواند به شکل مناسبی به شاخه‌های دودویی معادل با آن تبدیل شود (رفیعی و همکاران، ۱۳۹۱: ۱۰۰).

۵-۳-۵- طبقه‌بندی کننده درخت‌های تصادفی (RT)^۴

الگوریتم درخت‌های تصادفی یکی از روش‌های طبقه‌بندی کننده چندگانه است که از گروهی از درخت‌های تصمیم‌گیری برای طبقه‌بندی استفاده می‌کند. این مدل مبتنی بر روش ترکیب اطلاعات است که در آن تعداد زیادی درخت

^۱ K-Nearest Neighbor (KNN) Classifier

^۲ Decision Tree

^۳ Nodes

^۴ Random Trees

تصمیم‌گیری ایجاد شده و سپس نتایج تمام درختان برای پیش‌بینی، باهم ترکیب می‌شوند. درخت‌های تصمیم‌گیری متفاوت موجود در یک جنگل تصادفی با استفاده از بخش‌های مختلف مجموعه نمونه‌های تعلیماتی آموزش داده می‌شوند. سپس هر درخت تصمیم‌گیری با یک رأی، کلاس مورد نظر خود را پیش‌بینی می‌کند و در نهایت، نتیجه نهایی طبقه‌بندی بر اساس رأی اکثریت درختان تصمیم‌گیری تعیین می‌شود (Uddin et al., 2019:3). بنابراین، هر چه درخت تصمیم‌گیری بیشتری در جنگل تصادفی ایجاد گردد باعث بالا رفتن دقت پیش‌بینی در فرایند طبقه‌بندی می‌گردد (Yousif & Abdulah, 2022:1187).

۵-۴- پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای (OBIA)^۱

دیدگاه شیء‌گرایی از اواسط دهه ۱۹۷۰ مطرح شد و رویکرد پردازشی مبتنی بر شیء، جایگزینی برای روش‌های مبتنی بر پیکسل است که در این روش پیکسل‌های همگنی که دارای ویژگی‌های طیفی، بافت، شکل، اندازه، رابطه فضایی و سایر ویژگی‌های مشترک می‌باشند به صورت چندین شیء تصویری که باهم همپوشانی ندارند قطع‌بندی می‌شوند. قطع‌بندی تصویر یک مرحله اساسی در پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای است که شامل تبدیل یک تصویر به اشیاء همگن بر اساس ویژگی‌های طیفی و شکلی در مقیاس‌های مختلف است. مقیاس قطع‌بندی مهم‌ترین پارامتر برای کنترل فرآیند قطع‌بندی است. زمانی که مقیاس قطع‌بندی بسیار کوچک باشد ممکن است قطع‌بندی کمی رخ دهد و در نتیجه بار محاسباتی افزایش یابد و به طور بالقوه بر کیفیت ویژگی‌هایی که برای هر شیء استخراج می‌شوند مانند ویژگی‌های بافتی، تأثیر منفی می‌گذارد. برعکس، یک مقیاس قطع‌بندی بیش از حد بزرگ ممکن است منجر به قطع‌بندی بیش از حد شود که می‌تواند باعث عدم ثبات پیکسل‌ها در اشیاء منفرد شود (Yang et al., 2023:2600). قطع‌بندی، یک فرآیند اساسی در پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای است که کیفیت مراحل بعدی روند طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در فرایند قطع‌بندی، اشیاء تصویری ساخته شده از گروه‌های پیکسلی مشابه و رابطه بین آن‌ها، مهم‌ترین اطلاعات موجود در تصویر مورد پردازش می‌باشند (Tsarovska, 2023:2).

۵-۵- فیوژن (بارزسازی) تصاویر ماهواره‌ای

عمل بارز سازی یا فیوژن تصاویر طیفی با استفاده از تصاویر پانکروماتیک^۲، برای به انجام رساندن وضوح بالای مکانی تصاویر می‌تواند در بهبود دقت طبقه‌بندی، تصویر مؤثر باشد در این تحقیق برای افزایش قدرت تفکیک مکانی تصاویر لندست، از باند پانکروماتیک با توان تفکیک مکانی ۱۵ متر برای افزایش توان تفکیک مکانی دیگر باندها از ۳۰ متر به ۱۵ متر استفاده شده است. روش بارزسازی طیفی گرم اشمیت (GS)^۳ با اعمال بر روی تصاویر چند طیفی با وضوح پائین می‌تواند واریانس‌ها یا ناسازگاری‌هایی را با فرکانس بالا (تعداد دفعات تکرار زیاد) از دل تصاویر با وضوح زیاد استخراج نماید. در این الگوریتم، روش جبری یا متد اعمال شده بر روی تصاویر در سطح یک پیکسل خاص وابستگی بسیاری به میزان اطلاعات طیفی موجود در باندهای برداشت‌شده از یک تصویر چند باندهای دارد. در فرآیند جایگزینی (ایجاد یک تصویر با وضوح بالا)، یکی از باندها از تصویر اولیه و مقادیر طیفی مناسب و صحیح آن با مقادیر جدید (باند جدید) جایگزین می‌گردد. الگوریتم گرم اشمیت یکی از قوی‌ترین الگوریتم‌های نرم‌افزاری جهت انجام

¹. Object-oriented processing of satellite images (OBIA)

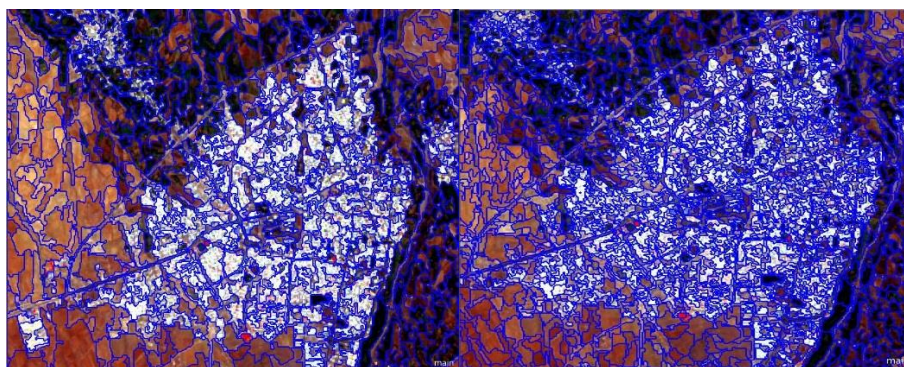
². Panchromatic

³. Gram Schmidt

عمل فیوژن می‌باشد در این تحقیق، از الگوریتم گرم اشمیت (GS) در محیط نرم‌افزار ENVI ورژن ۵/۶ برای انجام فرآیند فیوژن استفاده شده است،

۶- بحث و یافته‌های تحقیق

پس از بارگیری تصویر ماهواره‌ای، جهت اعمال تصحیح رادیومتریکی تصویر و همچنین با هدف منطبق نمودن ارزش درجات خاکستری تصویر با ارزش پیکسل‌های واقعی بازتاب زمینی، درجات خاکستری به رادیانس تبدیل و سپس با استفاده از تصحیح اتمسفری، به ضرایب بازتاب^۱ زمینی تبدیل شدند. جهت اعمال تصحیح رادیومتریکی از ابزار Radiometric Calibration و جهت اعمال تصحیح اتمسفری از مدل فلش^۲ در محیط نرم‌افزار ENVI استفاده گردید. از الگوریتم گرم اشمیت (GS) در نرم‌افزار ENVI ورژن ۵.۶ برای انجام فرآیند فیوژن استفاده شده است، جهت طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای بر اساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرا از نرم‌افزار ایکاگنیشن استفاده گردید. تصویر ماهواره‌ای منطقه مورد مطالعه که عملیات پیش‌پردازش بر روی آن اعمال گردیده و با فرمت TIFF ذخیره شده بود در محیط این نرم‌افزار فراخوانی گردید و به صورت یک پروژه ذخیره گردید. جهت تولید اشیاء تصویری، عملیات قطعه‌بندی در مقیاس‌ها، ضریب شکل‌ها و ضریب فشردگی‌های مختلف جهت رسیدن به مناسب‌ترین حالت قطعه‌بندی انجام گرفت. در این مرحله جهت قطعه‌بندی تصویر از روش قطعه‌بندی قدرت تفکیک چندگانه^۳ استفاده شد. مناسب‌ترین سیگمنت شامل مقیاس ۳۰ و ضریب شکل ۰/۸ و ضریب فشردگی ۰/۲ بود. زیرا در مقیاس‌های بالاتر از ۳۰، ساخت شیء تصویری به درستی انجام نمی‌گرفت به طوری که چند عارضه متمایز در یک قطعه قرار می‌گرفتند و در مقیاس‌های کمتر از ۳۰ نیز در برخی موارد یک عارضه در چند قطعه قرار می‌گرفت. شکل‌های ۵ الی ۹ نشان دهنده تصویر اصلی منطقه مورد مطالعه در مقیاس‌های مختلف و میانگین اشیاء تصویری حاصل از قطعه‌بندی بهینه می‌باشند.



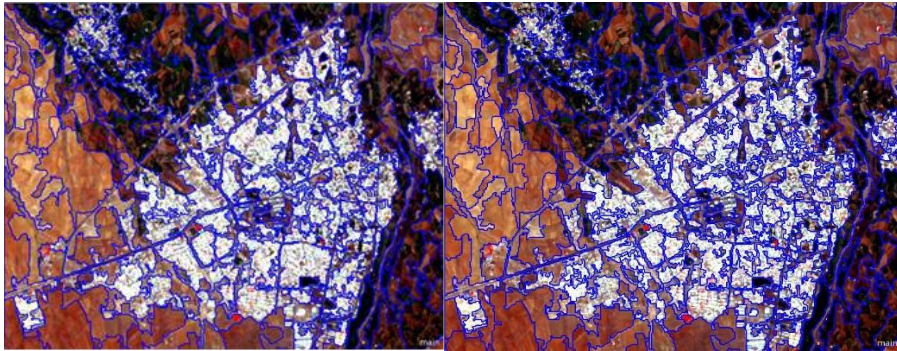
شکل ۶: قطعه‌بندی در مقیاس ۱۵

شکل ۵: قطعه‌بندی در مقیاس ۳۰

^۱. Reflectance

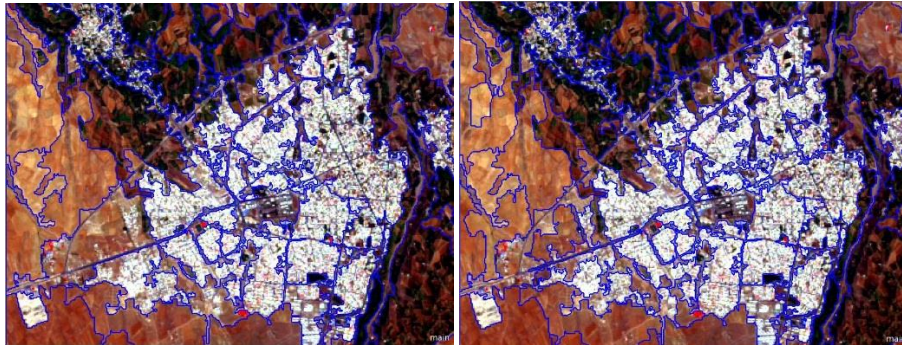
^۲. FLAASH

^۳. Multiresolution Segmentation



شکل ۷: قطعه‌بندی در مقیاس ۵۰

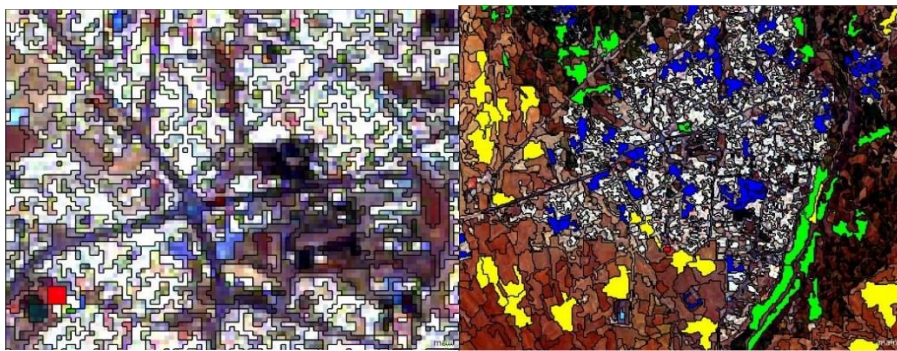
شکل ۸: قطعه‌بندی در مقیاس ۶۰



شکل ۹: قطعه‌بندی در مقیاس ۹۰

شکل ۱۰: قطعه‌بندی در مقیاس ۱۲۰

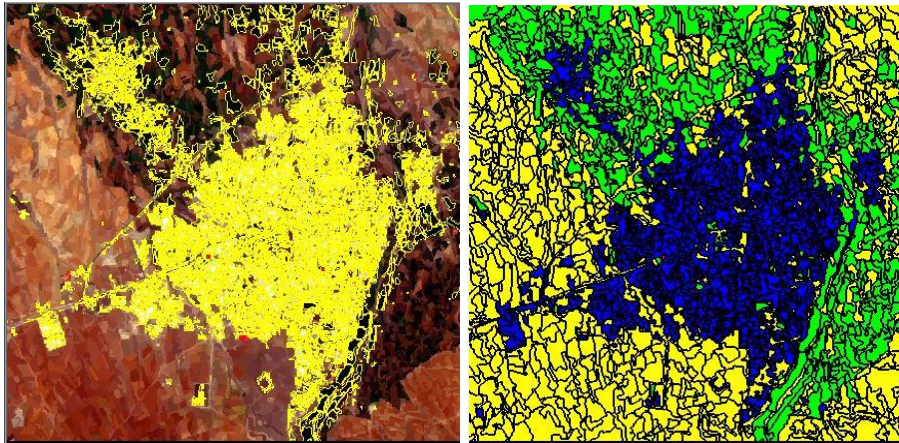
پس از انجام عملیات قطعه‌بندی و تولید اشیاء تصویری، سه کلاس اراضی ساخته‌شده شهری، پوشش گیاهی و اراضی بایر تعریف شدند و تعدادی از اشیاء ساخته‌شده در مرحله قطعه‌بندی به‌عنوان نقاط آموزشی و تعدادی نیز به‌عنوان نقاط واقعیت زمینی انتخاب شدند. شکل ۱۰ نشان دهنده تعدادی از نقاط انتخابی نمونه‌های آموزشی می‌باشد.



شکل ۱۱: نمونه برداری آموزشی ایجادشده

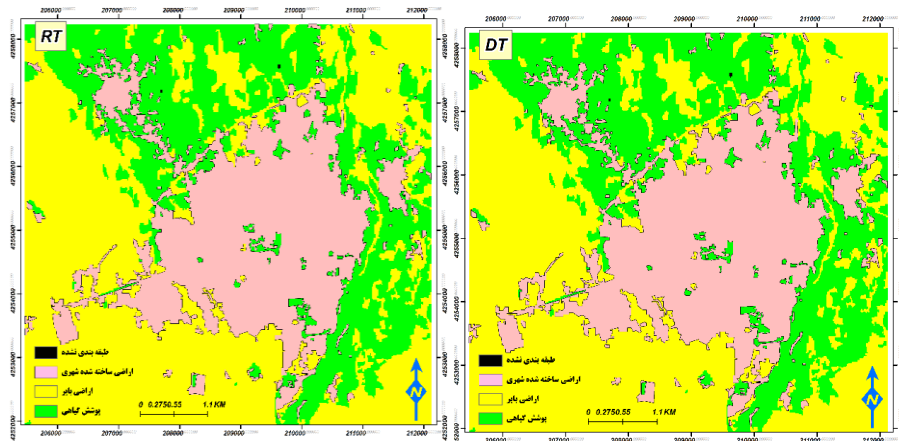
شکل ۱۲: نمونه‌های آموزشی ایجاد شده اشیاء تصویری

جهت طبقه‌بندی اشیاء تصویری تولید شده، الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌صورت جداگانه تعریف و پس از آموزش هر الگوریتم، عملیات طبقه‌بندی انجام شد.

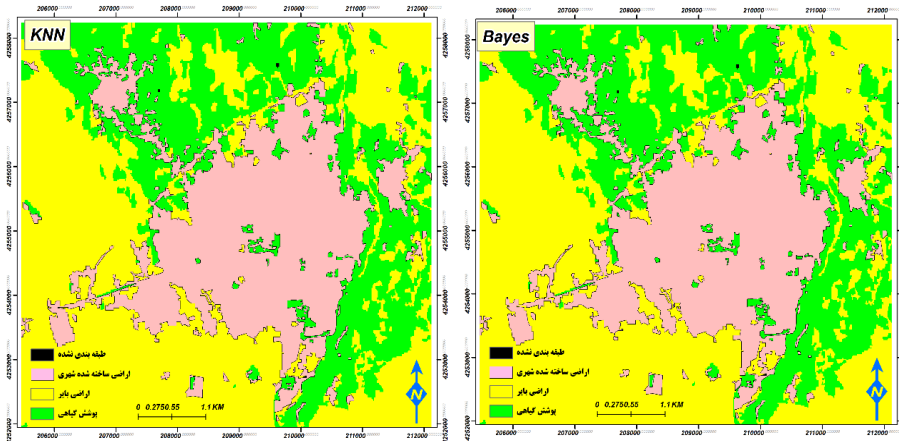


شکل ۱۲: نمونه کلاس‌بندی آموزشی تجمیع نشده شکل ۱۳: نمونه کلاس‌بندی آموزشی تفکیک شده

در این مرحله، طبقه‌بندی بر اساس روش نزدیک‌ترین همسایه^۱ و با انتخاب پارامترهای میانگین و انحراف برای هر باند تصویر انجام شد. شکل‌های ۱۴ الی ۱۸ نشان‌دهنده نقشه‌های تولید شده الگوریتم‌های بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی می‌باشند.

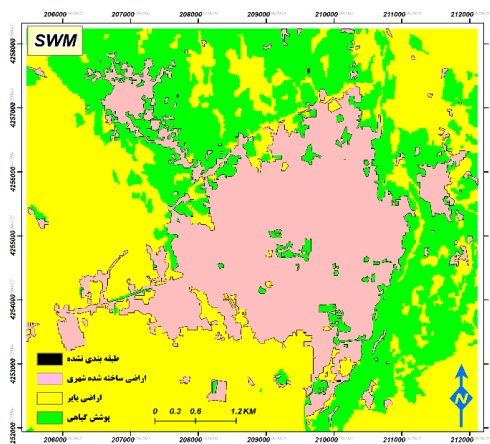


شکل ۱۴: نقشه تولید شده از الگوریتم درخت تصادفی شکل ۱۵: نقشه ایجاد شده از الگوریتم درخت تصمیم‌گیری



شکل ۱۶: نقشه تولید شده از الگوریتم بیز شکل ۱۷: نقشه تولید شده از الگوریتم k - نزدیک‌ترین همسایه

^۱. Nearest Neighbor



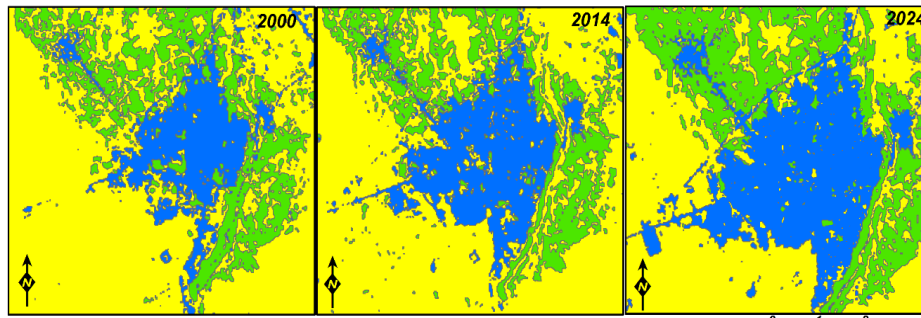
شکل ۱۸: نقشه تولید شده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

پس از تولید نقشه محدوده توسعه فیزیکی شهر از طریق طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شی‌گرای تصاویر ماهواره‌ای، اقدام به محاسبه دقت طبقه‌بندی هر کدام از الگوریتم‌های مورد استفاده گردید. جهت محاسبه دقت الگوریتم‌های فوق در نرم‌افزار ایکاگنیشن با استفاده از نقاط کنترل واقعیت زمینی انتخابی، دقت کلی و ضریب کاپا برای هر یک از الگوریتم‌های مورد نظر محاسبه گردید. جدول ۲ نمایانگر دقت کلی و ضریب کاپای بدست آمده در این تحقیق می‌باشد.

جدول ۳: ضریب کاپا و دقت کلی بدست آمده برای هر الگوریتم

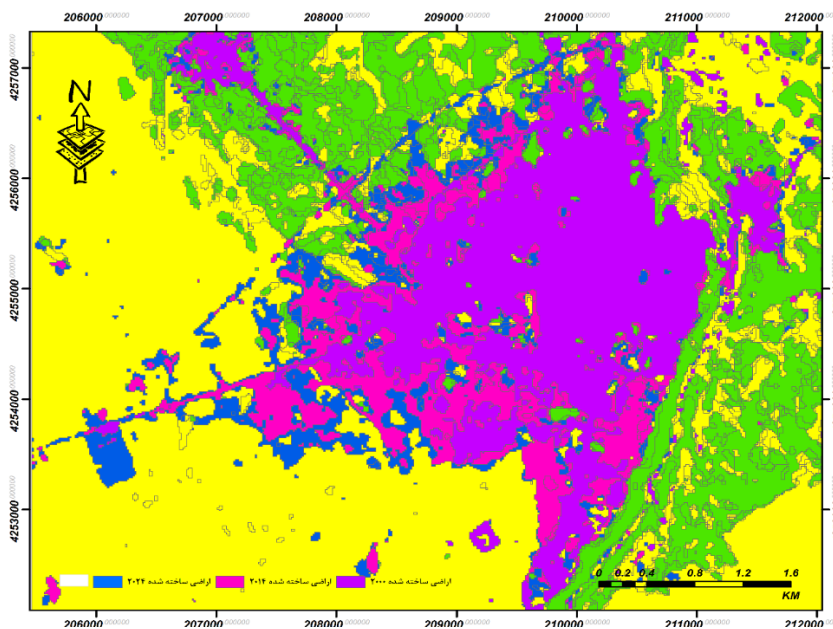
الگوریتم یادگیری ماشین	ضریب کاپا	دقت کلی (درصد)
بیز	۰/۹۴	۹۶
K - نزدیکترین همسایه	۰/۹۴	۹۷
ماشین بردار پشتیبان	۰/۹۴	۹۵
درخت تصمیم‌گیری	۰/۹۴	۹۶
درخت‌های تصادفی	۰/۸۹	۹۴

و در ادامه تصاویر ماهواره‌ای ادغام شده به نقشه روند توسعه شهرسازی و کاربری اراضی شهر مشگین‌شهر و اراضی پیرامون شهر را در سال ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴ تبدیل گردید. در این شکل اراضی به رنگ آبی سطوح ساخته شده اعم از شهری و روستایی و جاده‌ها و نواحی صنعتی و... را نشان می‌دهد. این شهر به عللی مانند بالا بودن نرخ مهاجرت به این شهر، سکونت مهاجران در اطراف شهر و همچنین ادغام روستاها و آبادیها رشد و توسعه فیزیکی بسیار شدیدی داشته است. رنگ سبز اراضی جنگلی، سطوح درختکاری شده و مزارع و اراضی به رنگ زرد نیز اراضی بایر را نشان می‌دهد، شکل ۱۹ روند این تغییر و مساحت کاربری‌های را در طی سال‌های ذکر شده را نشان می‌دهد.



شکل ۱۹: نقشه تولید شده روند توسعه فیزیکی شهر مشگین شهر برای سال ۲۰۰۰، ۲۰۱۴ و ۲۰۲۴

روند توسعه شهرسازی و تغییر کاربری زمین بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ شهر مشگین شهر و اراضی اطراف در شکل ۲۰ به صورت نقشه Overlay نشان داده شده، این نقشه بیانگر آن است که در این بازه زمانی کلاس اراضی بایر بیشترین مقدار تغییر یعنی ۹۲۴/۳۵ هکتار را طی این دوره ۲۴ ساله در محدوده حریم شهری داشته است. بیشتر تغییرات کلاس اراضی بایر از نظر درصد و مقدار تغییر طی این دوره به اراضی ساخته شده با ۵۲۴/۴۵ هکتار و ۸/۹۹ درصد بوده است. از لحاظ مساحت تغییرپذیری کلاس کاربری‌ها نیز طی این دوره (۲۰۰۰-۲۰۲۴) کلاس اراضی ساخته شده بیشترین تغییر را از نظر افزایش داشته است به طوری که از ۴۹۶/۶۳ هکتار و ۶/۲۱ درصد در سال ۲۰۰۰ به ۱۲۹۸/۱۱ هکتار و ۱۶/۹۲ درصد در ۲۰۲۴ رسیده است. در مقابل کاربری اراضی بایر نیز بیشترین کاهش یعنی ۵۲۴/۴۵ هکتار را داشته است.



شکل ۲۰: نقشه Overlay تغییرات توسعه فیزیکی بین سال‌های ۲۰۰۰-۲۰۲۴

۷ - نتیجه گیری

تعدد و تنوع عوامل مؤثر بر پویایی شهری و مکانیزم پیچیده روابط علت و معلولی حاکم بر آن‌ها و تحولات این روابط در طول زمان مانع از آن می‌گردد تا بتوان نظریه و الگویی باثبات فراگیر و قابل تعمیم در فهم و تحلیل این عوامل ارائه کرد در این تحقیق به استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر مشگین شهر با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های

یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای شامل الگوریتم‌های طبقه‌بندی کننده بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی مورد مقایسه قرار گرفتند. برای این منظور با تکنیک فیوژن تصاویر ماهواره سنتینل و لندست شامل باندهای ۲ (آبی)، ۳ (سبز)، ۴ (قرمز) و ۸ (مادون قرمز نزدیک) و باند پانکروماتیک استفاده گردید و در این راستا، از قابلیت تکنیک‌های پردازش شیء‌گرا در ارائه انواع الگوریتم‌ها و ایجاد الگوهای پردازش نیمه‌خودکار استفاده شده است. با توجه به اینکه همه الگوریتم‌های مورد استفاده، کارایی لازم برای طبقه‌بندی و تولید نقشه را دارا بودند لذا نقشه‌های تولید شده محدوده توسعه فیزیکی شهری مشگین‌شهر با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای با دقت قابل قبول ارائه شدند. همچنین بر اساس نتایج تحقیق، از بین کلیه الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق، k - نزدیک‌ترین همسایه (KNN) با دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ مقدار دقت بیشتری را ارائه نمود. و بیشترین مساحت تغییر یافته در بین کلاس کاربری‌ها در طی دوره ۲۴ ساله (۲۰۰۰-۲۰۲۴) کلاس اراضی ساخته شده بیشترین تغییر را به مقدار ۱۶/۹۲ درصد از نظر افزایش مساحت داشته است. نتایج این تحقیق در ارائه پارامترهای کارآمد برای استخراج ابعاد توسعه فیزیکی شهری از کاربردهای متعددی برخوردار بوده و علاوه بر متخصصین سنجش از دور، می‌تواند برای برنامه ریزان و تصمیم‌گیران شهری در راستای شناسایی ساخت‌وسازها و در کل بررسی تغییرات شهری از قابلیت بالایی برخوردار باشد. نتایج پژوهش حاضر همسو با نتایج تحقیقات قبلی در توسعه علمی سنجش از دور و معرفی روش‌ها و تکنیک‌های کارآمد از اهمیت بالایی برخوردار بوده و می‌تواند رهگشای پژوهشگران آینده باشد.

۸ - پیشنهادها

- استفاده از تکنیک‌های فیوژن برای افزایش قدرت تفکیک مکانی تصاویر ماهواره‌ای.
- استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین شیء‌گرا در تحقیق.

۹ - منابع

- Abdullahi Turkmani, Zahra, Yazdani, Mohammad Hassan, & Ghanbari, Abolfazl. (2018). Analyzing the spatial structure of the city with an emphasis on the character of spatial connection and connection in the metropolis of Tabriz. Scientific and research quarterly of research and urban planning, 10(37), 25-40. (In Persian)
- Ghanbari, Abolfazl, Musapour, Mustafa, Khorrm Hossein Hajlou, Habil, & Anuri, Hossein. (1402). Comparing the efficiency of machine learning classifiers in extracting the physical development area of Hamedan city by using of Object-Based Images Analysis of satellite images.. Scientific-research quarterly journal of geographical information "Sephehr". doi: 10.22131/sepehr.2024.2012503.3024. (In Persian)
- Khakpur, Velayati, & Kianjad. (1386). The pattern of land use change in the city of Babol - during the years 1362-78. Regional Geography and Development, 5(9), -. doi: 10.22067/geography.v5i9.4237. (In Persian)
- Masoumi, Ezra, Faizizadeh, Bakhtiar, & Valizadeh Kamran, Khalil. (1401). Providing appropriate parameters in the identification and extraction of buildings and urban features using

object-oriented processing techniques of aerial images. *Geography and Planning*, 26(80), 315-303 .doi: 10.22034/gp.2020.41630.2696. (In Persian)

Mehdi Shabani, Mehdi Hadi Ghanbari, Hossein Atania, Amin Behiari, Contemporary researches in first year science and research, number 6, December 2018. (In Persian)

Muharrami, Maitham. Nissan Samani, Najmeh. (1401). Comparing the performance of deep learning and random forest methods in urban land cover classification (case study: Tabriz city). *Scientific Research Journal of Mapping Sciences and Techniques*. Volume 11, Number 4, 11-23. <http://jgst.issge.ir/article-1-973-fa.html>. (In Persian)

Ojaghi, Saeed. Khazaei, Safa. (2016). Improving the detection of object-oriented changes in images with high spatial resolution based on the random forest method in the space of optimal features, *Geographical Information Journal (Sephr)*, Volume 26, Number 104, 127-117. (In Persian)

Pourmohammadi, Mohammadreza, Mozni, Mehdi, and Hadili, Bahman. (2017). Evaluation and analysis of physical development and land use changes of Pars Abad Moghan using remote sensing data. *Human Settlements Planning Studies (Geographic Perspective)*, 13(1 (42)), 37-51 .SID. <https://sid.ir/paper/175883/fa>. (In Persian)

Rafiei, Yusuf. Alavi Panah, Seyyed Kazem. Malek Mohammadi, Bahram. Ramezani Mehrian, Majid. Nasiri, Hossein. (2011). Preparation of land cover maps with the help of remote sensing using decision tree algorithm (case study: Bakhtegan National Park and Wildlife Sanctuary), *Geography and Environmental Planning Journal*, year 23, number 3, 93-110. <https://dorl.net/dor/20.1001.1.20085362.1391.23.3.6.8> (In Persian)

Rostayi, Shahram. Nikjo, Mohammad Reza. Valizadeh Kamran, Khalil. Alavi, Seyyed Ali. (1389). Evaluation of the neural network method and object-oriented classification in the extraction of changes in the urban area (case study of Tabriz city), National Conference of Geographical Space, Experimental Approach, Environmental Management, Islamic Azad University, Islamshahr Branch, November 30, 2019. (In Persian)

Turkashvand, Mohammad Ghasim. Musapour, Mustafa. (1400). Evaluating the efficiency of support vector machine kernel functions and object-oriented fuzzy operators in estimating snow cover level using Sentinel 2 satellite data (case study: Almablag mountain). *Journal of Geographical Information (Sephehr)*, Volume 30, Number 119, 187-175. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2021.247893>. (In Persian)

Yazdani Mohammad Hassan, Seydin Afshar, Faraji Issa. Locating the optimal directions of physical development of Meshgin Shahr with the solution to deal with the crisis. *Geographical space*. 1396; 17 (60): 79-99. (In Persian)

مقالات انگلیسی

Akın, P. (2023). A new hybrid approach based on genetic algorithm and support vector machine methods for hyperparameter optimization in synthetic minority over-sampling technique (SMOTE). *AIMS Mathematics*, 8(4), 9400-9415. <https://doi.org/10.3934/math.2023473>

Alwedyan, S. (2022). Monitoring Urban Growth and Land Use Change Detection with Gis Techniques In Irbid City, Jordan. *International Review for Spatial Planning and Sustainable Development*, 11, 253-275. https://doi.org/10.14246/irspsd.11_.2531

- Azhdari, A., Taghvaei, A. A., & Kheyroddin, R. (2018). Spatiotemporal analysis of Shiraz metropolitan area expansion during 1986-2014: Using remote sensing imagery and landscape metrics [Research Paper]. *International Journal of Architectural Engineering & Urban Planning*, 28(2), 163-173. <https://doi.org/10.22068/ijaup.28.2.163>
- Bazrafkan, A., Navasca, H., Kim, J.-H., Morales, M., Johnson, J. P., Delavarpour, N., Fareed, N., Bandillo, N., & Flores, P. (2023). Predicting Dry Pea Maturity Using Machine Learning and Advanced Sensor Fusion with Unmanned Aerial Systems (UASs). *Remote Sensing*, 15(11), 2758. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/11/2758>
- Briassoulis, H. (2010). *Analytical Models of Land use Change: Theoretical Approach and Modeling*. (2th Ed.). Translated by, Mojtaba Rafiyan, Mehran Mahmoodi, Tehran: Azarakhsh
- Casali, Y., Aydin, N. Y., & Comes, T. (2022). Machine learning for spatial analyses in urban areas: a scoping review. *Sustainable Cities and Society*, 85, 104050. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104050>
- Dang, K. B., Nguyen, T. H. T., Nguyen, H. D., Truong, Q. H., Vu, T. P., Pham, H. N., Duong, T. T., Giang, V. T., Nguyen, D. M., Bui, T. H & Burkhard, B. (2022). U-shaped deep-learning models for island ecosystem type classification, a case study in Con Dao Island of Vietnam. *One Ecosystem*, 7. <https://doi.org/10.3897/oneeco.7.e79160>
- Furberg, D. Ban, Y. and Nascetti, A. (2019). Monitoring of Urbanization and Analysis of Environmental Impact in Stockholm with Sentinel-2A and SPOT-5 Multispectral Data. *Journal of Remote Sensing*. Vol.11, NO.20, PP.2408-2442.
- Khan, A., & Sudheer, M. (2022). Machine learning-based monitoring and modeling for spatio-temporal urban growth of Islamabad. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(2), 541-550. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2022.03.012>
- Li, F., Yigitcanlar, T., Nepal, M., Nguyen, K., & Dur, F. (2023). Machine learning and remote sensing integration for leveraging urban sustainability: A review and framework. *Sustainable Cities and Society*, 96, 104653. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104653>
- Lin, H., Liu, X., Han, Z., Cui, H., & Dian, Y. (2023). Identification of Tree Species in Forest Communities at Different Altitudes Based on Multi-Source Aerial Remote Sensing Data. *Applied Sciences*, 13(8), 4911. <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/8/4911>
- Lun, N. S., Chaudhary, S., & Ninsawat, S. (2023). Assessment of Machine Learning Methods for Urban Types Classification Using Integrated SAR and Optical Images in Nonthaburi, Thailand. *Sustainability*, 15(2), 1051. <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/2/1051>
- Marzialetti, F., Gamba, P., Sorriso, A., & Carranza, M. L. (2023). Monitoring Urban Expansion by Coupling Multi-Temporal Active Remote Sensing and Landscape Analysis: Changes in the Metropolitan Area of Cordoba (Argentina) from 2010 to 2021. *Remote Sensing*, 15(2), 336. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/2/336>
- Shafizadeh-Moghadam, H., Asghari, A., Tayyebi, A., & Taleai, M. (2017). Coupling machine learning, tree-based and statistical models with cellular automata to simulate urban growth. *Computers, Environment and Urban Systems*, 64, 297-308. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.04.002>
- Tariq, A., Jiango, Y., Li, Q., Gao, J., Lu, L., Soufan, W., Almutairi, K. F., & Habib-ur-Rahman, M. (2023). Modelling, mapping and monitoring of forest cover changes, using support vector

machine, kernel logistic regression and naive bayes tree models with optical remote sensing data. *Heliyon*, 9(2), e13212. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13212>

Temitope Yekeen, S., & Balogun, A.-L. (2020). Advances in Remote Sensing Technology, Machine Learning and Deep Learning for Marine Oil Spill Detection, Prediction and Vulnerability Assessment. *Remote Sensing*, 12(20), 3416. <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/20/3416>

Thomasberger, A., Nielsen, M. M., Flindt, M. R., Pawar, S., & Svane, N. (2023). Comparative Assessment of Five Machine Learning Algorithms for Supervised Object-Based Classification of Submerged Seagrass Beds Using High-Resolution UAS Imagery. *Remote Sensing*, 15(14), 3600. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/14/3600>

Tsarovska, Y. (2023). Application of object-oriented image classification in urban areas. *AIP Conference Proceedings*, 2887(1). <https://doi.org/10.1063/5.0158342>

Uca Avcı, Z., Karaman, M., Ozelkan, E., & Papila, I. (2011). A Comparison of Pixel-Based and Object-Based Classification Methods, A Case Study: Istanbul, Turkey 34th International Symposium on Remote Sensing of Environment, Sydney, Australia .

Uddin, S., Khan, A., Hossain, M. E., & Moni, M. A. (2019). Comparing different supervised machine learning algorithms for disease prediction. *BMC Med Inform Decis Mak*, 19(1), 281. <https://doi.org/10.1186/s12911-019-1004-8>

Upreti, A. (2022). Machine Learning Application in GIS and Remote Sensing: An Overview. In *Preprints: Preprints*.

Wang, X., Liu, S., Du, P., Liang, H., Xia, J., & Li, Y. (2018). Object-Based Change Detection in Urban Areas from High Spatial Resolution Images Based on Multiple Features and Ensemble Learning. *Remote Sensing*, 10(2), 276. <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/2/276>

Wu, J., Lin, L., Zhang, C., Li, T., Cheng, X., & Nan, F. (2023). Generating Sentinel-2 all-band 10-m data by sharpening 20/60-m bands: A hierarchical fusion network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 196, 16-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.12.017>

Wu, N., Crusiol, L. G. T., Liu, G., Wuyun, D., & Han, G. (2023). Comparing Machine Learning Algorithms for Pixel/Object-Based Classifications of Semi-Arid Grassland in Northern China Using Multisource Medium Resolution Imageries. *Remote Sensing*, 15(3), 750. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/3/750>

Yang, K., Ye, Z., Liu, H., Su, X., Yu, C., Zhang, H., & Lai, R. (2023). A new framework for GEOBIA: accurate individual plant extraction and detection using high-resolution RGB data from UAVs. *International Journal of Digital Earth*, 16(1), 2599-2622. <https://doi.org/10.1080/17538947.2023.2233484>

Yousif, H. M., & Abdulah, D. A. (2022). Evaluation of machine learning approaches for sensor-based human activity recognition. *International Journal of Nonlinear Analysis and Applications*, 13(2) 1183-1200. <https://doi.org/10.22075/ijnaa.2022.6356>

Asami, Yasushi ; Sadashiro, Yukio ; Ishikawa, Toru (2009) *New frontiers in urban analysis ; In honor of atsuyuki okobe* , CRC Press , 246. (Book)

Aspinall, R. J., & Hill, M. J. (2007). Land use change: science, policy and management. CRC Press. (Book)

Briassolis, Helen, (2009), "Analytical models of land use change: theoretical approach and modeling", translation, Mojtaba Refayan, Mehran Mahmoudi, Tehran, Azarakhsh Publications, 440. (Book)

Fatemi Seyed Baqer, Rezaei Yusuf, Basics of Remote Sensing, Publisher: Azadeh (Rahian Arshad), 2013. (Book)

Koomen, E., Stillwell, J., Bakema, A., & Scholten, H. J. (Eds.). (2007). Modelling land-use change: Progress and applications (Vol. 90). Springer Science & Business Media. (Book)

Razovian, Mohammad Javad, (2008), "Urban Land Use Planning", Tehran, Menshi Publications, 264. (Book)