Performance analysis of Support Vector Machine, Random Forest, and Maximum Likelihood algorithms in land use classification of the metropolitan area of Mashhad

Sajedeh Baghban, Mohammad Rahim Rahnama*, Mohammad Ajza Shokuhi, Hossein Vahidi
Dep of Geography, Faculty of Literature and Human Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

* Corresponding Author: rahnama@um.ac.ir

Abstract

ntroduction: Considering that the value and usability of any map produced from satellite images depend on its accuracy, evaluating the accuracy of satellite image classification methods is of great importance. Therefore, this research aims to analyse the performance of Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), and Maximum Likelihood Classification (MLC) algorithms in identifying land use and land cover (LULC) in the metropolitan area of Mashhad. Numerous algorithms have been developed for satellite image classification to date, and their performance varies under different conditions. For this reason, this study first identifies the most commonly used algorithms through a review of previous research, and then, by assessing the characteristics of various classifiers, selects the three algorithms: Support Vector Machine, Random Forest, and Maximum Likelihood. There are various studies regarding the performance of different classification algorithms, each yielding different results. Given that multiple studies have shown that LULC mapping accuracy is related to time and location, and that each of these studies has emphasized the accuracy of different algorithms, their results cannot be generalized to the geographical conditions of Iran. On the other hand, there has not been sufficient research in the geomorphological conditions of Iran to assess the accuracy of classification algorithms, and most studies validating these algorithms have been conducted in case studies outside of Iran. Therefore, considering the differences in algorithm results under various conditions, examining the accuracy and performance of these algorithms focusing on the extensive and diverse metropolitan area of Mashhad may yield novel and noteworthy findings.
Materials and Methods: The present research is applied in terms of purpose and descriptive-analytical in terms of nature. Data collection in this study has been conducted through a documentary-library method. In this study, images from the OLI sensor on the Landsat ٨ satellite were used. The classification of satellite images was performed in two stages: preprocessing and processing. After assessing the accuracy of the classification using the Kappa coefficient, confusion matrix, coefficient of variation, and User's accuracy and Producer's accuracy coefficients, the best algorithm for classifying land uses in the metropolitan area of Mashhad was determined in five classes: ١- Built-up areas, ٢- Barren land, ٣- Mountainous areas, ٤- Green spaces, and ٥- Water bodies. Results and Discussion: The results from the evaluation of standard deviation (SD) and coefficient of variation (CV) regarding the area share percentage in a LULC class by various algorithms indicate that barren lands were classified with higher accuracy, while water bodies and green spaces were classified with lower accuracy. The examination of U_Accuracy and P_Accuracy coefficients shows that the overall accuracy of the classification for all studied algorithms falls within the range of good to excellent. However, a more detailed examination of these algorithms reveals that the greatest challenge in class identification lies in built-up areas, mountainous regions, and green spaces, whereas the identification of barren lands faces fewer challenges. The Kappa coefficient and analyses based on the confusion matrix also demonstrate the variation in accuracy among each LULC

classifier. The differences in the accuracy of the classifiers used are marginal, but these slight variations hold significant importance in the context of LULC planning. Given that these marginal differences are evident in sensitive land uses such as built-up areas and green spaces, selecting an algorithm with the highest accuracy and lowest error is of special importance.

Conclusion: The results of the Kappa coefficient evaluation and confusion matrix analyses indicate that the SVM approach has greater overall accuracy and a higher Kappa coefficient compared to RF and MLC methods. Specifically, the algorithms achieved overall accuracies of ۰,۹۳, ۰,۸۸, and ۰,۸۰, respectively. Therefore, Support Vector Machine demonstrates the highest accuracy and least error among the studied classifiers. Considering that numerous studies have shown that LULC mapping accuracy is related to time and location, it is suggested that future research analyse the accuracy of classifiers under different morphoclimatic and geomorphic conditions.

تحلیل کارایی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و حداکثر احتمال در شناسایی کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد

ساجده باغبان ، محمد رحیم رهنما *، محمد اجزاء شکوهی ، حسین وحیدی

گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

*نویسنده عهده دار مکاتبات: **rahnama@um.ac.ir**

چکیده

سابقه و هدف: با توجه به این که ارزش و قابلیت استفاده از هر نقشه تولید شده از تصاویر ماهواره‌ای به درجه صحت آن بستگی دارد، ارزیابی صحت روش طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای از اهمیت بالایی برخوردار است. لذا این پژوهش با هدف تحلیل کارایی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان(SVM)، جنگل تصادفی(RF) و حداکثر احتمال(MLC) در شناسایی کاربری و پوشش اراضی(LULC) منطقه کلان‌شهری مشهد انجام شده است. الگوریتم‌های بسیار زیادی به منظور طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای تا به امروز توسعه یافته‌اند که عملکرد آن‌ها در شرایط مختلف، متفاوت است. به همین دلیل، در این پژوهش ابتدا با مروری بر پژوهش‌های پیشین، پرکاربردترین الگوریتم‌ها مورد شناسایی قرار گرفته و سپس با سنجش ویژگی‌های انواع طبقه‌بندی کننده‌ها، سه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و حداکثر احتمال انتخاب شده است. با توجه به این که مطالعات متعدد نشان داده است که دقت نقشه برداری LULC با زمان و مکان در ارتباط است و هر یک از پژوهش‌های انجام شده نیز بر دقت الگوریتم‌های متفاوتی تاکید کرده‌اند. لذا نتایج آن‌ها برای شرایط جغرافیایی ایران قابل تعمیم نیست. از طرفی در شرایط ژئومورفولوژیک ایران، پژوهش‌های کافی به منظور سنجش دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی انجام نشده است و اغلب مطالعات صحت سنجی الگوریتم‌ها در نمونه‌های موردی خارج از ایران انجام شده است. لذا با توجه به تفاوت نتایج الگوریتم‌ها در شرایط متفاوت، بررسی دقت و عملکرد الگوریتم‌ها با تمرکز بر منطقه وسیع و متنوع کلان‌شهری مشهد، می‌تواند نتایج بدیع و جالب توجهی را به همراه داشته باشد.

مواد و روش‌ها: روش تحقیق حاضر از منظر هدف، کاربردی و از منظر ماهیت، توصیفی_تحلیلی است. گردآوری اطلاعات در این پژوهش به روش اسنادی_کتابخانه‌ای انجام شده است. در این مطالعه تصویر سنجنده OLI در ماهواره لندست ۸ تهیه شده است. طبقه بندی تصاویر ماهواره‌ای در دو مرحله پیش پردازش و پردازش تصاویر انجام شده و پس از ارزیابی صحت طبقه بندی تصاویر با استفاده از ضریب کاپا، ماتریس اختلاط، ضریب تغییرات و ضرایب User's accuracy و Producer's accuracy،

*نویسنده مسئول

بهترین الگوریتم در طبقه‌بندی کاربری‌های منطقه کلان‌شهری مشهد در در ۵ طبقه ۱- مناطق ساخته شده[۱] ۲- اراضی بایر[۲] ۳- مناطق کوهستانی[۳] ۴-فضاهای سبز[۴] و ۵- پهنه ههای آبی[۵] مشخص شد.

نتایج و بحث: نتایج حاصل ارزیابی انحراف معیار (SD) و ضریب تغییرات (CV) درصد سهم مساحت در یک کلاس LULC توسط الگوریتم‌های مختلف نشان می‌دهد که اراضی بایر با دقت بیش‌تر و پهنه‌های آبی و فضاهای سبز با دقت کم‌تری طبقه‌بندی شده‌اند. نتایج بررسی ضرایب U_Accuracy و P_Accuracy نشان می‌دهد که به طور کلی صحت طبقه‌بندی طبقات در تمام الگوریتم‌های مورد مطالعه در بازه بین خوب تا عالی قرار می‌گیرد. اما بررسی دقیق تر این الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که بیش‌ترین چالش شناسایی طبقه برای مناطق ساخته شده، مناطق کوهستانی و فضاهای سبز است و شناسایی اراضی بایر با چالش کمتری مواجه است. ضریب کاپا و تحلیل‌های مبتنی بر ماتریس اختلاط نیز تنوع در دقت هر طبقه‌بندی کننده LULC را نشان می‌دهد. تفاوت در دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های مورد استفاده جزئی است، اما این تغییرات جزئی اهمیت بسیار مهمی در زمینه برنامه ریزی LULC دارد. با توجه به این که این اختلافات جزیی در کاربری‌های حساسی مانند مناطق ساخته شده و فضاهای سبز دیده می‌شود، لذا انتخاب الگوریتمی با بیشترین دقت و کمترین خطا از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

نتیجه گیری: نتایج بررسی ضریب کاپا و تحلیل‌های مبتنی بر ماتریس اختلاط نشان می‌دهد که رویکرد SVM دارای دقت کلی بیشتری و ضریب کاپای بالاتری نسبت به روش‌های RF و MLCاست. به‌طوری‌که الگوریتم‌هایSVM ، RF و MLC به‌ترتیب دقت کلی معادل۰/۹۳، ۰/۸۸ و ۰/۸۰ درصد را به دست آورده‌اند. لذا، ماشین بردار پشتیبان بالاترین دقت و کمترین خطا را در بین طبقه‌بندی‌کننده‌های مورد مطالعه دارد. با توجه به این که مطالعات متعدد نشان داد که دقت نقشه برداری LULC با زمان و مکان در ارتباط است. بنابراین، برای تحقیقات آینده، آنالیز دقت طبقه‌بندی‌کننده‌ها برای شرایط مورفوکلیماتیک و ژئومورفیک متفاوت پیشنهاد می‌شود.

واژه‌های کلیدی: سنجش‌ازدور، طبقه‌بندی کاربری اراضی، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، بیشترین احتمال، مشهد

۱-مقدمه

کاربری اراضی به‌عنوان یکی از اجزاء سیستم شهری، فرایندهای دینامیک مکانی_زمانی را شامل می‌شود که باتوجه‌به ارزش زمین تحت کنترل درآوردن آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ بنابراین آگاهی از تغییرات و تحولات کاربری اراضی و عوامل مؤثر بر آن در طول یک دوره زمانی برای برنامه‌ریزان و مدیران بسیار حائز اهمیت است و ممکن است هدف مستقیم برنامه‌ریزی فضایی در نظر گرفته شود. به همین دلیل استفاده از روش‌های آشکارسازی تغییرات برای مشخص‌کردن روند تغییرات باگذشت زمان ضروری به نظر می‌رسد(Mohammadi & Akbari, ۲۰۱۸; Hossenin et al., ۲۰۱٦; Aburas et al., ۲۰۱٦; van Eck & koomen, ۲۰۰۸) ؛ لذا تهیه لایه پوشش و کاربری اراضی درگذشته و شرایط فعلی و روند تغییرات آن می‌تواند شناخت دقیق از چندوچون تغییرات منطقه ارائه دهد. در این راستا تکنولوژی‌های نوین مانند سنجش‌ازدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی ابزارهای مناسبی برای اندازه‌گیری وسعت و الگوی تغییرات در طی زمان فراهم کرده است. نظارت بر رشد و توسعه شهری به یک کاربرد مهم از داده‌های سنجش‌ازدور و سیستم اطلاعات مکانی تبدیل شده است. به‌طوری‌که روند تعیین تغییرات در کاربری

---

[۱] Built up areas

[۲] Barren lands

[۳] Rocks

[۴] Green spaces

[۵] Water bodies

زمین بر اساس چند دوره داده‌های سنجش‌ازدور امکان‌پذیر است. استفاده از تکنیک‌های سنجش‌ازدور می‌تواند سطح و روند تغییرات پوشش اراضی را با هزینه کمتر و سرعت بیشتر ممکن سازد. تصاویر ماهواره‌ای به دلیل قدرت تفکیک مکانی بالا، تکرارپذیر بودن و قابلیت پردازش‌های کامپیوتری، از ابزارهای مهم در تهیه نقشه‌های کاربری اراضی و نیز مطالعه تغییرات زمانی در مناطق مختلف است که در این روش می‌توان کاربری اراضی را برحسب تصاویر چندزمانه تفکیک کرد و از روش مقایسه بعد از طبقه‌بندی برای پایش تغییرات استفاده کرد و به شناخت مناسبی از چگونگی تغییرات کاربری اراضی دست‌یافت (Esmaili & Ashjaei, ۲۰۱۹; De Espindola et al. ۲۰۱۷; Mendoza et al, ۲۰۱۱).

اما باتوجه‌به این که ارزش و قابلیت استفاده از هر نقشه تولید شده از تصاویر ماهواره‌ای به درجه صحت آن بستگی دارد، ارزیابی صحت روش طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای از اهمیت بالایی برخوردار است. صحت نقشه‌ها وابسته به فاکتورهایی نظیر صحت داده‌های اولیه و روش طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای است. اصولاً، طبقه‌بندی فرایند دسته‌بندی پیکسل‌ها در تعدادی مشخص از دسته‌بندی بر اساس ارزش‌های بازتابشی ثبت شده در فضای هر تصویر ماهواره‌ای است. در عمل طبقه‌بندی هر کدام از درجه روشنایی‌ها به کالس‌های پوشش اراضی، زمین‌شناسی، کاربری اراضی و دیگر عوارض سطح زمین منتسب می‌شود(Abburu & Golla, ۲۰۱۵; Sowmya et al., ۲۰۱۹).

الگوریتم‌های بسیار زیادی به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای تا به امروز توسعه یافته‌اند که عملکرد آن‌ها در شرایط مختلف، متفاوت است؛ لذا در این پژوهش ابتدا با مروری بر پژوهش‌های پیشین، پرکاربردترین الگوریتم‌ها مورد شناسایی قرار گرفتند. بررسی پژوهش‌های ده سال اخیر نشان داد که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان[۱]، جنگل تصادفی[۲]، درخت تصمیم[۳]، حداکثر احتمال[۴]، نزدیک‌ترین همسایه[۵] و شبکه عصبی مصنوعی[۶] از محبوب‌ترین تکنیک‌های طبقه‌بندی تصاویر به شمار می‌روند. در راستای مقایسه الگوریتم‌های برتر طبقه‌بندی، ویژگی‌های هر یک از آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. به‌طورکلی تنوع در رویکردها، کارایی در مسائل مختلف، سازگاری با داده‌های پیچیده، قابلیت تفسیر و تجربه‌های پیشین از جمله مهم‌ترین عواملی است که در انتخاب الگوریتم‌های جنگل تصادفی، بیشترین احتمال و ماشین بردار پشتیبان در این پژوهش تأثیر داشته‌اند.

پژوهش‌های تالاکدر (۲۰۲۰)، سانتارسیرو (۲۰۲۲) و چندرا و بدی (۲۰۲۱) نشان می‌دهد که روش ماشین بردار پشتیبان از دقت بالایی برخوردار است (Talukdar et al., ۲۰۲۰; Santarsiero et al., ۲۰۲۲; Chandra & Bedi, ۲۰۲۱). همچنین الگوریتم جنگل تصادفی در پژوهش‌های مرادی و کسانی (۱۴۰۳)، شی و همکارانش (۲۰۱۹)؛ نازوین و ویبو (۲۰۲۳) و جیاو و همکارانش (۲۰۲۰) مورد تأیید قرار گرفته است (Moradi & KAsani, ۲۰۲٤; Shi et al., ۲۰۱۹; Marudi et al., ۲۰۲٤; Naswin & Wibowo, ۲۰۲۳; Jiao et al., ۲۰۲۰). بررسی پژوهش‌های انجام شده در زمینه طبقه‌بندی کاربری اراضی نشان می‌دهد که الگوریتم حداکثر احتمال، بیشترین فراوانی را در میان الگوریتم‌های مورداستفاده به‌خصوص در پژوهش‌های داخلی دارد (Rahnama, ۲۰۲۱; MahmoudZadeh et al., ۲۰۱۹; PourKhabbaz et al., ۲۰۱۵; Gholam Ali Fard et al., ۲۰۱۲; Azizi Ghalati et al., ۲۰۱٤; MirAkhoyrlou & RahimZadegan, ۲۰۱۸).

در زمینه بررسی عملکرد الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی پژوهش‌های مختلفی وجود دارد که نتایج هر یک از آن‌ها متفاوت است. در این میان می‌توان به پژوهش جهانبخشی و اختصاصی (۱۳۹۶) اشاره کرد که در آن الگوریتم‌های جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین شباهت در طبقه‌بندی انواع کاربری کشاورزی مورد مقایسه قرار گرفته است. در این پژوهش از تصاویر ماهواره لندست ۸ استفاده گردیده است (JahanBakhshi & Ekhtesasi, ۲۰۱۷). همچنین روش‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر ماهواره سنتینل در پژوهش قدسی و همکاران (۱۳۹۹) برای طبقه‌بندی کاربری اراضی کشاورزی مورداستفاده قرار گرفته است (Ghodsi et al., ۲۰۲۰). تالاکدر و همکارانش (۲۰۲۰)، شش الگوریتم از الگوریتم‌های زیر مجموعه یادگیری ماشین را بررسی کرده‌اند (Talukdar et al., ۲۰۲۰). الجنابی و همکارانش (۲۰۲۴) نیز مانند همین

---

[۱] Suppoer vector machine(SVM)
[۲] Random Forest(RF)
[۳] Decision Tree(DT)
[٤] Maximum Likelyhood(ML)
[٥] k-nearest neighbors(KNN)
[٦] Artificial Neural Networks ANN

پژوهش، الگوریتم‌های جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین احتمال را مورد بررسی قرار داده‌اند (Aljanabi et al., ۲۰۲٤).

یکی از مهم‌ترین معایب پژوهش‌هایی که دقت الگوریتم‌ها را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند این است که هیچ معیاری در انتخاب الگوریتم‌های مورد مقایسه وجود ندارد. در واقع باتوجه‌به تعدد الگوریتم‌های موجود مشخص نیست که پژوهشگر چرا چند الگوریتم خاص را برای مقایسه انتخاب کرده است؛ لذا در این پژوهش، به‌منظور رفع نواقص موجود در پژوهش‌های پیشین، ابتدا، محبوب‌ترین الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار گرفته و سپس سعی شده است با سنجش ویژگی‌های انواع طبقه‌بندی‌کننده‌ها، دلایل انتخاب آن‌ها به طور شفاف بیان شود. همچنین باتوجه‌به این که مطالعات متعدد نشان داده است که دقت نقشه‌برداری LULC با زمان و مکان در ارتباط است و هر یک از پژوهش‌های انجام شده نیز بر دقت الگوریتم‌های متفاوتی تأکید کرده‌اند؛ لذا نتایج آن‌ها برای شرایط جغرافیایی ایران قابل‌تعمیم نیست. از طرفی در شرایط ژئو مورفولوژیک ایران، پژوهش‌های کافی به‌منظور سنجش دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی انجام نشده است و در بسیاری از مطالعات، صحت‌سنجی الگوریتم‌ها بر روی نمونه‌های موردی خارج از ایران انجام شده است. این امر نشان‌دهنده تفاوت‌های فرهنگی، جغرافیایی و زیست‌محیطی است که می‌تواند بر نحوه عملکرد الگوریتم‌ها تأثیرگذار باشد. لذا، با توجه به این تفاوت‌ها، بررسی دقت و عملکرد الگوریتم‌های مختلف در شرایط خاص و بی‌نظیر کلان‌شهری مشهد، می‌تواند منجر به نتایج جدید و بدیع در حوزه طبقه‌بندی کاربری اراضی شود.

علاوه بر این، در پژوهش‌های قبلی، به چالش‌های خاص مرتبط با طبقه‌بندی کاربری‌های مختلف به‌طور جامع پرداخته نشده است. این چالش‌ها می‌تواند شامل تنوع کاربری‌ها، پیچیدگی الگوهای جغرافیایی و تغییرات مستمر در استفاده از اراضی باشد. با شناسایی و تحلیل این چالش‌ها در الگوریتم‌های مختلف، این تحقیق سعی دارد به پژوهشگران و تصمیم‌گیرندگان کمک نماید تا در مطالعات آتی خود، بر اساس کلاس‌های طبقه‌بندی و ویژگی‌های منطقه‌ای، الگوریتم‌های مناسب‌تری را انتخاب کنند.

همچنین، انتخاب کلان‌شهر مشهد به‌عنوان منطقه مورد مطالعه به‌دلیل تحولات گسترده‌ای که در چند دهه اخیر در آن رخ داده، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. مشهد به‌عنوان یکی از مهم‌ترین قطب‌های توسعه در شرق کشور، شاهد تغییرات اجتماعی، اقتصادی و زیست‌محیطی قابل توجهی بوده که می‌تواند بر طبقه‌بندی کاربری اراضی تأثیرگذار باشد.

تنوع جغرافیایی و پویایی‌های موجود در این منطقه، از عوامل اصلی است که می‌تواند طبقه‌بندی کاربری‌های مختلف را به چالش بکشد. به‌طوری که اعمال موفق یک روش در چنین منطقه‌ای، می‌تواند قابلیت استفاده از آن را در دیگر محدوده‌های مشابه تضمین کند. در نهایت، با در نظر گرفتن تنوع الگوریتم‌های موجود برای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای و نیاز به بررسی کارایی آن‌ها در شرایط جغرافیایی خاص ایران، این تحقیق با هدف تحلیل کارایی سه الگوریتم پرکاربرد، شامل ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و حداکثر احتمال، در شناسایی کاربری‌های اراضی کلان‌شهری مشهد انجام می‌شود. هدف این است که به‌منظور بهبود روش‌های طبقه‌بندی و ارتقاء مدیریت و برنامه‌ریزی اراضی، نتایج کاربردی و قابل اعتمادی ارائه گردد.

۲-مواد و روش‌ها

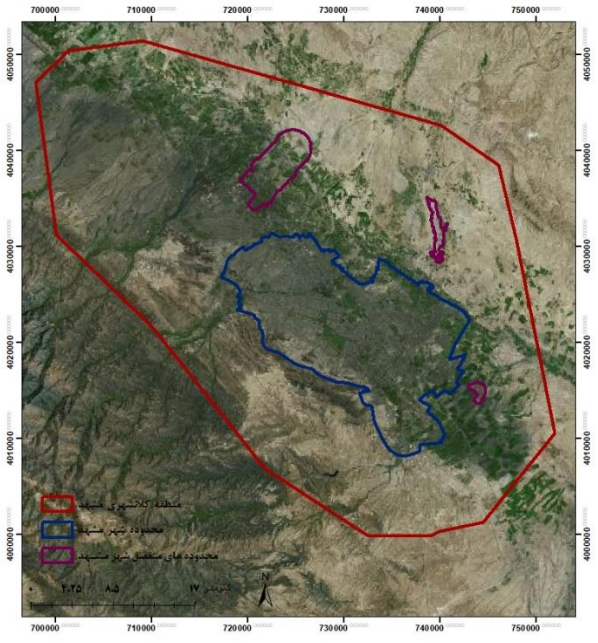
۲-۱-محدوده مورد مطالعه

کلان‌شهر مشهد در ۵۹°۳' تا ۶۰°۳۵' طول شرقی و ۳۶°۵۹' تا ۳۵°۴۲' عرض شمالی واقع شده است و با مساحتی در حدود ۱۸ هزار کیلومتر مربع و با بیش از ۳ میلیون نفر جمعیت (براساس سرشماری سال ۱۳۹۵)، دومین کلان شهر ایران به شمار می‌آید (Mashhad municipality, ۲۰۱٦). پویایی منطقه کلان‌شهری مشهد عامل مهمی است که در انتخاب این منطقه به عنوان محدوده مورد مطالعه موثر واقع شده است. عوامل طبیعی و انسانی زیادی بر پویایی محدوده تاثیرگذار هستند. کمربند سبز مشهد ۲۷ کیلومتر طول دارد و در جنوب مشهد قرار دارد که بخشی از آن از میان کوه‌های جنوب شهر می‌گذرد. هر ساله قسمت‌هایی از دامنه‌های این کوه‌ها به زیر ساخت و ساز رفته و از بین می‌روند. شهرستان‌های طرقبه و شاندیز با قرار گرفتن در منطقه کلان‌شهری دومین کلان‌شهر ایران، به عنوان یک عامل انسانی بر پویایی غرب و جنوب غرب منطقه تاثیرگذار بوده‌اند. دامنه‌های شمالی رشته کوه بینالود از جنوب این منطقه می‌گذرد و در توسعه شهرستان‌های طرقبه و شاندیز به عنوان مناطق گردشگری نقش بسزایی دارد، از این رو زمین‌های کشاورزی و باغ های دره‌های این رشته کوه در معرض خطر قرار دارند. توسعه

نقش گردشگری در شهرستان های طرقبه و شاندیز موجب توسعه کاربری‌های تفریحی، گردشگری و تجاری شده و زمین‌های کشاورزی و کوهستانی منطقه را تحت تاثیر قرار داده است. شدیدترین تغییرات در کاربری زمین در شمال شهر مشهد رخ می‌دهد. جریان رودخانه کشف و سرشاخه‌های آن در شمال مشهد باعث توسعه زمین‌های کشاورزی در این قسمت شده است. با توجه به وجود کوه‌های هزار مسجد در شمال شهر مشهد و قرار گرفتن شهرستان‌های طرقبه و شاندیز در غرب شهر و به دلیل وجود زمین‌های کشاورزی در شمال، تمرکز روستاها در شمال شهر قابل مشاهده است و با گسترش سکونتگاه‌های انسانی به طور غیر رسمی در شمال، شهر نیز در همین راستا توسعه یافته و زمین‌های کشاورزی را تحت تأثیر قرار داده است. پویایی کاربری اراضی در این قسمت به گونه‌ای است که از طرفی، سکونتگاه‌های انسانی در دل اراضی بایر و کشاورزی توسعه می‌یابند و از طرف دیگر، با افزایش خشک‌سالی و عدم مدیریت صحیح منابع طبیعی، اراضی کشاورزی بسیاری از بین رفته و تبدیل به اراضی بایر می‌گردند.

تنوع جغرافیایی دیگر عاملی است که بر انتخاب این منطقه به‌عنوان محدوده موردمطالعه نقش داشته است. فضاهای سبز محدوده از تنوع بالایی برخوردار هستند. به‌گونه‌ای که قسمت‌های مختلف فضاهای سبز با پوشش‌های متفاوتی از جمله کشاورزی، جنگلی، آیش، متراکم و کم‌تراکم مواجه است. همچنین اراضی بایر نیز از جنس‌های متفاوتی از جمله خاک و ماسه هستند. پهنه‌های آبی به‌صورت پراکنده در محدوده موردمطالعه قابل‌مشاهده هستند. علاوه بر این، مناطق صخره‌ای در جنوب منطقه با دره‌های سبز و اراضی بایر آمیخته شده‌اند.

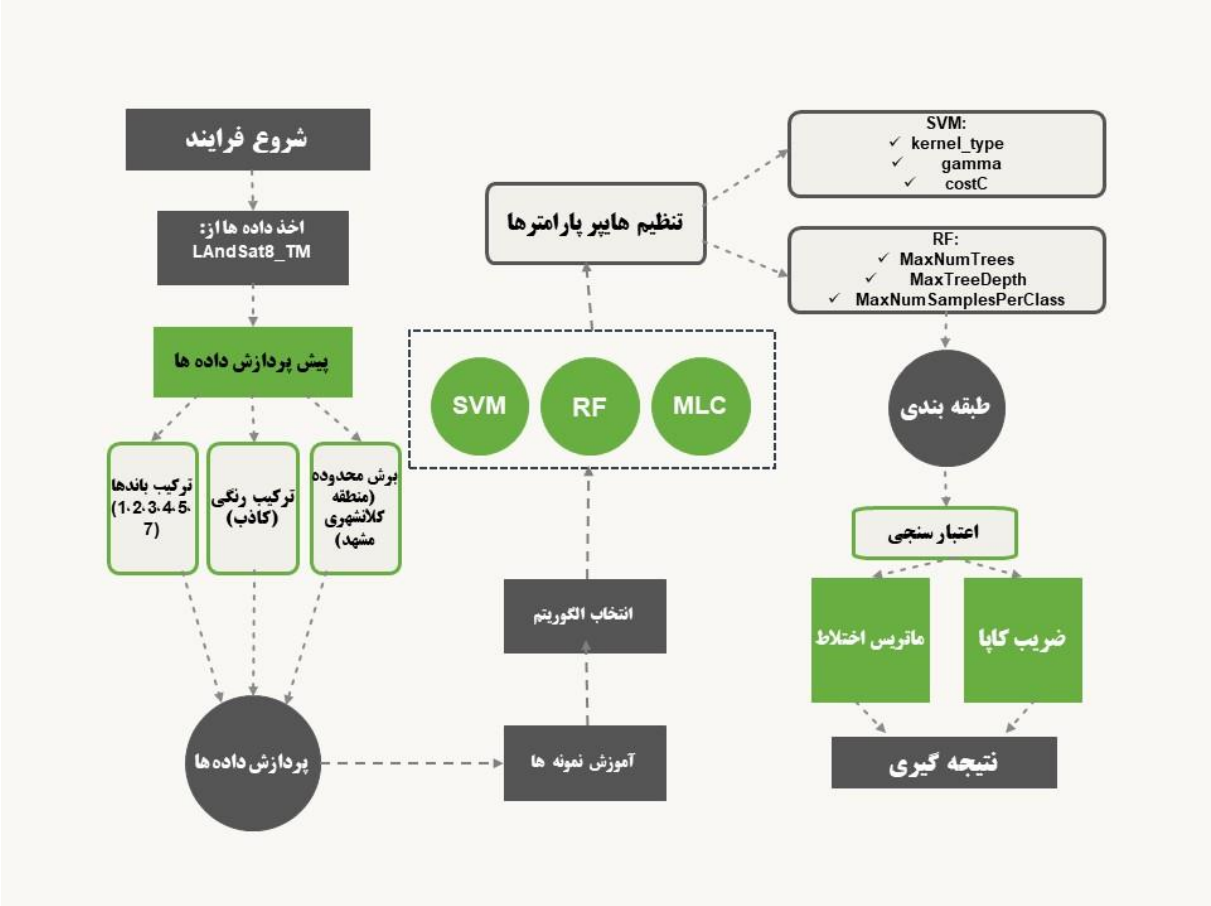
قاعدتاً طبقه‌بندی در محدوده‌ای ایستا و نسبتاً پایدار آسان‌تر از منظره‌هایی است که مانند منطقه کلان‌شهری مشهد از وسعت، تنوع و پویایی این‌چنین بالایی برخوردار است، لذا عملکرد قابل‌قبول یک الگوریتم در طبقه‌بندی چنین منطقه‌ای، قابلیت استفاده و تعمیم آن را اثبات می‌کند.



شکل ۱. محدوده مورد مطالعه

۲-۲-روش تحقیق

روش تحقیق حاضر از منظر هدف، کاربردی و از منظر ماهیت، توصیفی_تحلیلی است. گردآوری اطلاعات در این پژوهش به روش اسنادی_کتابخانه‌ای انجام شده است. شکل ۲ نمودار جریان فرایند تحقیق را نشان می‌دهد.



شکل ۲. فرایند تحقیق

۲-۲-۱-جمع آوری داده‌ها

در این مطالعه تصویر سنجنده OLI (Operational Land Imager) در ماهواره لندست ۸ (تاریخ ۲۰۲۰/۰۷/۰۸) فاقد ابر و غبار از پایگاه‌داده USGS Earth Explorer تهیه شده است (earthexplorer.usgs.gov). این تصویر به‌طور خاص به دلیل عدم وجود ابر و غبار از پایگاه‌داده USGS Earth Explorer (earthexplorer.usgs.gov) تهیه گردیده است. تاریخ انتخاب شده مصادف است با اوایل تابستان که به‌منظور افزایش دقت در شناسایی تفاوت‌ها و تمایز بین مناطق با پوشش گیاهی و مناطق اطراف آن در نظر گرفته شده است. در این زمان، اراضی دارای پوشش گیاهی علاوه بر این که فاقد ابر هستند در متراکم‌ترین حالت خود نیز قرار دارند که به کمک این ویژگی، امکان تحلیل دقیق‌تری از کاربری‌های اراضی فراهم می‌شود و کیفیت تصویر نیز به خاطر خلوص آن بالا می‌رود.

تصاویر ماهواره لندست به دلیل دوره تاریخی طولانی‌تر نسبت به ماهواره سنتینل انتخاب شده است؛ یکی از اهداف کلی طبقه‌بندی کاربری اراضی، پایش تغییرات در طول زمان است و تحلیل روند تغییرات کاربری‌ها با تصاویر این ماهواره بهتر صورت می‌گیرد. به طورکلی، لندست ۸ معمولاً برای تحقیق و پروژه‌های نیازمند دقت بالاتر و داده‌های تاریخی مناسب‌تر است، در حالی که سنتینل به عنوان یک گزینه بهتر برای کاربردهای نیازمند اسکن‌های تکراری سریع‌تر و همچنین نظارت و مدیریت منابع طبیعی مناسب است. لذا در این پژوهش از تصویر ماهواره لندست به منظور ارزیابی دقت عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی استفاده شده است.

۲-۲-۲-پیش پردازش تصاویر ماهواره‌ای

در بخش پیش‌پردازش تصاویر، تصویر دریافت شده با ترکیب مجموعه باندهای ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۷ به دست آمد (باتوجه‌به این که باند ۶ حرارتی است، مورداستفاده قرار نگرفته است). و با توجه به این که تصویر لندست ۸ توسط سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده آمریکا به صورت زمین مرجع شده ارائه شده است، نیازی به تصحیح هندسی ندارند. در ادامه، برای تشخیص عوارض در تصاویر از ترکیب رنگی کاذب برای نمایش تصاویر استفاده شده است. به‌منظور نمایش ترکیب رنگی کاذب مادون‌قرمز نزدیک[۱]، باند ۴ (مادون قرمز نزدیک)، بصورت کانال قرمز، باند ۳(قرمز)، بصورت کانال سبز و باند ۲(سبز)، به‌صورت کانال آبی نمایش داده شده است. سپس، باتوجه‌به این که وسعت تصاویر ماهواره‌ای بیشتر از منطقه کلان‌شهری مشهد بود، منطقه موردمطالعه برش زده شده و سپس مورد پردازش قرار گرفته است.

۲-۲-۳-پردازش تصاویر ماهواره‌ای

طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای شاید به‌عنوان اصلی‌ترین مرحله پردازش محسوب شود که از این طریق امکان تبدیل فضای تصویر (بازتابش‌های ثبت شده در باندهای مختلف) به فضای واقعی (نقشه‌های پوشش زمین و کاربری اراضی) ممکن می‌شود. به جداسازی مجموعه‌های طیفی مشابه و تقسیم‌بندی طیف‌هایی که دارای رفتار یکسانی هستند طبقه‌بندی اطلاعات ماهواره‌ای گفته می‌شود. در این فرایند یک برچسب خاص به هر یک از پیکسل‌های تصاویر داده می‌شود و پیکسل‌های مشابه در یک‌طبقه و با یک برچسب مشترک قرار می‌گیرند. به‌طورکلی، الگوریتم‌های طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به چهار دسته ۱- نظارت شده[۲] ۲-نیمه نظارت شده[۳] ۳- بدون نظارت[۴] و ۴-تقویتی[۵] طبقه‌بندی می‌شوند (Dahlke et al., ۲۰۲۰; Glielmo et al., ۲۰۲۱; Azizol Ismail, ۲۰۲۰). یادگیری تحت نظارت، فرایند آموزش مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از داده‌های برچسب‌گذاری شده است تا بتوانند پیش‌بینی‌ها یا دسته‌بندی‌های دقیقی انجام دهند(Dahlke et al., ۲۰۲۰). الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی که در این پژوهش استفاده شده‌اند در گروه یادگیری نظارت شده قرار دارند. ماشین بردار پشتیبان، با پیداکردن یک ابر صفحه[۶] که کلاس‌ها را به بهترین شکل از هم جدا می‌کند، کار می‌کند (Talukdar et al., ۲۰۲۰; Santarsiero et al., ۲۰۲۲; Chandra & Bedi, ۲۰۲۱). اما، الگوریتم جنگل تصادفی، روشی برای مدل‌سازی تصمیم‌گیری است که با تقسیم داده‌ها به زیرمجموعه‌ها بر اساس ویژگی‌ها، درختی از سؤالات باینری ایجاد می‌کند تا به پیش‌بینی یا دسته‌بندی برسد (Moradi & KAsani, ۲۰۲٤; Marudi et al., ۲۰۲٤; Naswin & Wibowo, ۲۰۲۳; Jiao et al., ۲۰۲۰). الگوریتم حداکثر احتمال به عنوان یک الگوریتم تحت نظارت، روشی است برای برآورد پارامترهای مدل آماری که با انتخاب مقادیر پارامترها، احتمال مشاهده داده‌های موجود را به حداکثر می‌رساند (Ganesh et al., ۲۰۲۳; Yimer et al, ۲۰۲۳). الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت، فرایند آموزش مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از داده‌های بدون برچسب است تا الگوها و ساختارهای پنهان در داده‌ها شناسایی شوند (Sakai et al., ۲۰۱۷; Dahlke et al, ۲۰۲۰; Gan et al, ۲۰۱۳).

الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و بیشترین احتمال به دلایل زیر در این پژوهش انتخاب شده‌اند.

---

[۱] NIR

[۲] Supervised Learning

[۳] Semi-supervised Learning

[۴] Unsupervised Learning

[۵] Reinforcement Learning

[٦] hyperplane

-تنوع در رویکردها: این سه الگوریتم نمایانگر رویکردهای مختلف در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای هستند. ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یک الگوریتم مبتنی بر حاشیه، در تلاش است تا بهترین مرز تفکیک‌کننده را بین کلاس‌ها پیدا کند. جنگل تصادفی به‌عنوان یک الگوریتم مبتنی بر مجموعه، از چندین درخت تصمیم برای بهبود دقت و کاهش احتمال اور فیتینگ استفاده می‌کند و الگوریتم بیشترین احتمال به‌عنوان یک روش آماری، بر اساس توزیع‌های احتمالی عمل می‌کند. این تنوع مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها را در شرایط مختلف ممکن می‌سازد (Talukdar et al., ۲۰۲۰; Marudi et al., ۲۰۲٤; Ganesh et al., ۲۰۲۳).

-کارایی در مسائل مختلف: این الگوریتم‌ها به طور گسترده‌ای در مسائل مختلف طبقه‌بندی و پیش‌بینی مورداستفاده قرار گرفته‌اند و در بسیاری از مطالعات نشان داده‌اند که عملکرد خوبی دارند. انتخاب این الگوریتم‌ها دستیابی به نتایج قابل‌مقایسه و معتبرتری را فراهم می‌آورد.

-سازگاری با داده‌های پیچیده: جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان به‌خوبی می‌توانند با داده‌های پیچیده و غیرخطی کار کنند. این ویژگی‌ها به‌ویژه در زمینه‌های جغرافیایی و محیطی که داده‌ها ممکن است دارای الگوهای پیچیده باشند، اهمیت دارد.

-قابلیت تفسیر: الگوریتم‌های موردمطالعه، قابلیت تفسیر بالایی دارند و می‌تواند به‌راحتی به کاربران کمک کند تا بفهمند که چگونه تصمیمات گرفته می‌شوند. این ویژگی می‌تواند در تحلیل نتایج و ارائه آن‌ها به ذی‌نفعان مفید باشد.

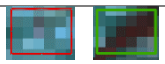
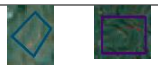
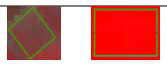
-تجربه‌های پیشین: این الگوریتم‌ها در بسیاری از پژوهش‌های پیشین به‌عنوان الگوریتم‌های مؤثر در زمینه‌های مشابه شناخته شده‌اند. این امر می‌تواند به اعتبار و قابلیت اعتماد نتایج کمک نماید.

در هر الگوریتم طبقه‌بندی، معایب خاصی نیز وجود دارد، بنابراین انتخاب الگوریتم‌ها باید با دقت صورت گیرد و در این فرایند، ویژگی‌های تحقیق و محدوده مورد مطالعه باید مد نظر قرار گیرد. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ممکن است در مواجهه با داده‌های بزرگ و با ابعاد بالا با مشکلاتی در زمان آموزش و پیش‌بینی روبه‌رو شود و پیچیدگی محاسباتی بالایی را به همراه داشته باشد (Talukdar et al., ۲۰۲۰; Santarsiero et al., ۲۰۲۲; Chandra & Bedi, ۲۰۲۱). همچنین، جنگل تصادفی ممکن است در کار با داده‌های نامتعادل کارایی مطلوبی نداشته باشد و نیاز به مصرف بالای حافظه داشته باشد (Piryonesi, ۲۰۱۹; Louppe, ۲۰۱٤). با این حال، با توجه به محدودیت‌های وسعت محدوده مورد مطالعه در این پژوهش، معایب مذکور در اینجا بروز نخواهند کرد. علاوه بر این، الگوریتم بیش‌ترین احتمال فرض‌های ساده‌انگاری زیادی در مورد استقلال ویژگی‌ها ایجاد می‌کند که ممکن است در شرایط واقعی نادرست باشد، هرچند که این ویژگی معمولاً در داده‌های جغرافیایی برآورد نمی‌شود (Ganesh et al., ۲۰۲۳; Yimer et al., ۲۰۲۳). به همین دلیل، الگوریتم‌های انتخاب شده گزینه‌های مناسبی برای طبقه‌بندی منطقه کلان‌شهری مشهد به شمار می‌آیند.

هریک از الگوریتم‌های طبقه‌بندی دارای معایبی نیز هستند، لذا انتخاب الگوریتم‌ها می‌بایست با احتیاط صورت گیرد و در این فرایند، ویژگی‌های تحقیق و محدوده مورد مطالعه مد نظر قرار گیرد. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ممکن است با داده‌های بزرگ و با ابعاد بالا به راحتی دچار مشکلات زمان آموزش و پیش‌بینی شوند و دارای پیچیدگی محاسباتی شوند (Talukdar et al., ۲۰۲۰; Santarsiero et al., ۲۰۲۲; Chandra & Bedi, ۲۰۲۱). جنگل تصادفی نیز می‌تواند با داده‌های نامتعادل به درستی عمل نکند و همچنین نیاز به مصرف حافظه بالایی دارد(Piryonesi, ۲۰۱۹; Louppe, ۲۰۱٤) اما با توجه‌به این که وسعت محدوده مورد مطالعه در این پژوهش زیاد نیست، لذا معایب مذکور در این پژوهش بروز پیدا نمی‌کنند. همچنین، الگوریتم بیشترین احتمال فرض‌های سادگی زیادی را در مورد استقلال ویژگی‌ها ایجاد می‌کند که در موارد واقعی ممکن است نادرست باشد، اما این ویژگی معمولا در داده‌های جغرافیایی براورد نمی‌شود (Ganesh et al., ۲۰۲۳; Yimer et al, ۲۰۲۳). لذا، الگوریتم‌های منتخب گزینه‌های مناسبی برای طبقه‌بندی منطقه کلانشهری مشهد به شمار می‌آیند.

مرحله بعدی، تهیه نمونه‌های تعلیمی از واقعیت زمینی است. این نمونه‌ها به دو گروه تقسیم می‌شوند: ۱- گروه آموزش که تعداد ۱۴۵۰ نمونه برای کلیه طبقات انتخاب شده است (۷۵٪) و ۲- گروه آزمایش که حدود تعداد ۵۰۰ نقطه به‌عنوان نمونه آموزشی، وارد ماشین گشته برچسب زده شده و آموزش می‌بینند (۲۵٪). باتوجه‌به دقت تصاویر ماهواره‌های لندست ۸ (۳۰ متر) که از سال ۲۰۲۰ تهیه شده است و ویژگی‌های منطقه کلان‌شهری مشهد، نمونه‌های منتخب در ۵ طبقه ۱- مناطق ساخته شده[۱] ۲- اراضی بایر[۲] ۳- مناطق کوهستانی[۳] ۴-فضاهای سبز[۴] و ۵- پهنه‌های آبی[۵] دسته‌بندی‌شده‌اند.

جدول ۱. کلاس‌های طبقه‌بندی

نام طبقه	توضیح	مثالی از نمونه انتخابی طبقه
مناطق ساخته شده	مناطق مسکونی، تجاری، صنعتی، شبکه راه‌های و هر نوع تأسیسات و تجهیزات شهری	
اراضی بایر	اراضی با پوشش خاک و ماسه	
مناطق کوهستانی	مناطق کوهستانی از جنس سنگ و صخره	
فضاهای سبز	پارک‌ها، درختان، علفزارها، مناطق جنگلی، اراضی کشاورزی با انواع محصولات	
پهنه‌های آبی	سد، باتلاق، رودخانه، کانال، استخرهای روباز	

۲-۲-۴-تنظیم هایپرپارامترها

در این بخش از پژوهش به تنظیم هایپرپارامترهای مدل پرداخته شده است. هایپرپارامترها مقادیر قابل تنظیمی هستند که قبل از آموزش مدل‌های یادگیری ماشین تعیین می‌شوند و بر عملکرد و دقت مدل تأثیر می‌گذارند. برخلاف پارامترهای داخلی مدل که در خلال فرآیند آموزش به‌دست می‌آیند، هایپرپارامترها باید به‌صورت دستی یا با استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی تنظیم شوند. تنظیم مناسب هایپرپارامترها می‌تواند به بهبود قابلیت تعمیم و کارایی مدل کمک کند(Alonso-Sarría et al, ۲۰۲٤).
در این پژوهش پس از انتخاب نمونه‌ها، هایپرپارامترها با تکنیک بهینه سازی تنظیم شده است؛ این بدین معنا است که نرم‌افزار با توجه به تعداد نمونه‌ها و پیچیدگی آن‌ها، مقادیر هایپرپارامترها را به صورت خودکار تنظیم می‌نماید. این مقادیر می‌تواند پس از صحت‌سنجی مدل مورد ارزیابی قرار گیرد و به صورت دستی تغییر کند.
در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، از تابع کرنل گوسی[۶] به همراه هایپرپارامترهای مقدار گاما ۳۲ و C برابر با ۸۱۹۲ استفاده شده است. مقدار بزرگ گاما (۳۲) به این معناست که تابع کرنل به دقت بیشتری به داده‌های آموزشی نزدیک خواهد شد و قادر است به پیچیدگی‌های موجود در توزیع داده‌ها پاسخ دهد؛ این امر برای طبقه‌بندی دقیق کاربری اراضی که ممکن است الگوهای بسیار متفاوتی داشته باشند، ضروری است. از سوی دیگر، مقدار C برابر با ۸۱۹۲ نشان‌دهنده تمایل به حداقل نگه‌داشتن خطا در داده‌های آموزشی بوده و نشان‌دهنده یک مرز تفکیکی قوی و دقیق است. این امر به موازات قابلیت مدل، در تفکیک دقیق

[۱] Built up areas
[۲] Barren lands
[۳] Rocks
[۴] Green spaces
[۵] Water bodies
[۶] RBF

کلاس‌ها کمک می‌کند؛ به طور کلی، این ترکیب از هایپرپارامترها در راستای به حداکثر رساندن کارایی و دقت طبقه‌بندی مدل در یک منطقه پیچیده، مانند مشهد، تنظیم شده‌اند.
در الگوریتم جنگل تصادفی، حداکثر تعداد درختان[۱] برابر با ۵۰ و حداکثر عمق آن‌ها[۲] برابر با ۳۰ تنظیم شده است. حداکثر تعداد نمونه‌ها برای هر کلاس نیز برابر با ۱۰۰۰ درنظر گرفته شده است. این مقادیر از هایپرپارامترها به‌دلیل ایجاد توازن مناسب میان دقت و کارایی مدل در تحلیل داده‌های جغرافیایی انجام شده است. تعداد ۵۰ درخت، تنوع کافی را ارائه می‌دهد تا بتواند ویژگی‌های مختلف داده را به خوبی شناسایی کند و از خطر بیش‌برازش جلوگیری کند. عمق حداکثر ۳۰ برای درختان، توانایی مدل را در یادگیری نازک‌کاری‌های پیچیده‌تری که در داده‌های جغرافیایی ممکن است وجود داشته باشد، افزایش می‌دهد. همچنین، محدود کردن حداکثر تعداد نمونه‌ها به ۱۰۰۰ در هر کلاس، به بهینه‌سازی اندازه هر زیرمجموعه آموزشی کمک می‌کند و از نامتعادل شدن داده‌ها جلوگیری می‌کند. این ترکیب از هایپرپارامترها نشان‌دهنده رویکردی دقیق در طراحی مدل برای شناسایی الگوهای جغرافیایی است.
پس از انتخاب نمونه، برچسب‌زدن آن‌ها در قالب طبقات تعریف شده و تنظیم هایپرپارامترها، مرحله اصلی مدل، یعنی پیش‌بینی سایر پیکسل‌های برچسب زده نشده در قالب طبقات تعریف شده در الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و بیشترین احتمال آغاز می‌شود. در این مرحله پس از واردکردن تصویر ماهواره‌ای موردنظر و نمونه‌های برداری نقطه‌ای به ماشین، تصویر طبقه‌بندی شده کاربری اراضی به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته می‌شود.

۲-۲-۵-ارزیابی صحت طبقه‌بندی مدل

در راستای ارزیابی دقت مدل، می‌بایست عملکرد مدل ایجاد شده در برابر مجموعه‌داده‌هایی که قبلاً وارد مدل نگشته است را بررسی نمود. در واقع، یک ماشین، الگوها و خصوصیات مختلفی را از داده‌هایی که به آن آموزش‌داده‌شده است یاد می‌گیرد و خود را برای تصمیم‌گیری‌هایی در زمینه‌های مختلف مانند شناسایی، طبقه‌بندی یا پیش‌بینی داده‌های جدید آموزش می‌دهد. برای بررسی دقیق این‌که ماشین چگونه قادر به اتخاذ این تصمیمات است، پیش‌بینی‌ها را بر روی داده‌های آموزش‌داده‌شده، آزمایش می‌کنند. برای این کار ابتدا بر روی داده‌های آموزش‌داده‌شده کار می‌کنیم و پس از آموزش مدل به‌اندازه کافی، از آن برای آزمایش بر اساس داده‌ها استفاده می‌کنیم.

برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی دو روش وجود دارد:
۱-برآورد ماتریس اختلاط[۳](خطا)
۲-محاسبه ضریب توافق کاپا[۴]

۱-برآورد ماتریس اختلاط

این روش یکی از متداول‌ترین روش‌های ارزیابی صحت طبقه‌بندی است که رابطه بین داده‌های مرجع (حقایق زمینی) و نتایج طبقه‌بندی خودکار را مقایسه می‌نماید. در این مرحله نقاط آزمایشی طبقه‌بندی شده را با تصویر ماهواره‌ای و تصاویر گوگل ارث مقایسه نموده و طبقه مدل‌سازی شده را با کاربری واقعی مقایسه نموده و سپس صحت یا عدم صحت طبقه نقطه آزمایشی را

[۱] MaxNumTrees
[۲] MaxTreeDepth
[۳] Confusion Matrix
[۴] Cohen’s kappa coefficient

مشخص می‌نماییم. این ماتریس با یک ساختار جدولی نشان می‌دهد که چه تعداد از رده‌ها به‌اشتباه به‌جای رده دیگری رده‌بندی شده‌اند. در یادگیری بدون نظارت به آن ماتریس تطابق[۱] هم گفته می‌شود.

در هر طبقه‌بندی برای هر نمونه داده، یکی از چهار حالتی که در ادامه بیان شده، ممکن است اتفاق بیفتد
نمونه عضو دسته مثبت باشد و عضو همین کلاس تشخیص داده شود (مثبت صحیح[۲])
نمونه عضو کلاس مثبت باشد و عضو کلاس منفی تشخیص داده شود (منفی کاذب[۳])
نمونه عضو کلاس منفی باشد و عضو همین کلاس تشخیص داده شود (منفی صحیح[۴])
نمونه عضو کلاس منفی باشد و عضو کلاس مثبت تشخیص داده شود (مثبت کاذب[۵])
پس از اجرای الگوریتم دسته‌بندی، باتوجه‌به توضیحات و تعاریف ذکر شده، می‌توان عملکرد یک طبقه‌بند را به کمک جدول ۲ بررسی کرد (Arias-Duart et al., ۲۰۲۳).

جدول ۲. حالات مختلف سلول‌های طبقه بندی شده

		برچسب پیش‌بینی شده	
		مثبت	منفی
برچسب شناخته شده	مثبت	TP	FN
	منفی	FP	TN

این جدول را اصطلاحاً ماتریس درهم‌ریختگی می‌گویند. جدول یا ماتریس درهم‌ریختگی، نتایج حاصل از طبقه‌بندی را بر اساس اطلاعات واقعی موجود، نمایش می‌دهد. حال بر اساس این مقادیر می‌توان معیارهای مختلف ارزیابی و اندازه‌گیری دقت را تعریف کرد. معیار صحت[۶]، متداول‌ترین، اساسی‌ترین و ساده‌ترین معیار اندازه‌گیری کیفیت یک دسته‌بند است و عبارت است از میزان تشخیص صحیح دسته‌بند در مجموع دودسته. این معیار در واقع نشانگر میزان الگوهایی است که درست تشخیص داده شده‌اند و بر اساس ماتریس ارائه شده در بالا، به شکل زیر فرموله و تعریف می‌شود (Yinet al., ۲۰۱۹).

رابطه ۱.معیار صحت $Accuracy=(TP+TN)/\ TP+FN+FP+TN$

۲- ضریب User's accuracy

این ضریب موارد مثبت کاذب[۷] را نشان می‌دهد، جایی که پیکسل‌ها به‌اشتباه به‌عنوان یک کلاس شناخته شده طبقه‌بندی می‌شوند درحالی‌که باید به‌عنوان چیز دیگری طبقه‌بندی می‌شدند. این ضریب به‌عنوان خطاهای کمیسیون یا خطای نوع اول نیز گفته می‌شود. داده‌های محاسبه این میزان خطا از ردیف‌های ماتریس اختلاط خوانده می‌شود.

۳- ضریب Producer's accuracy

---

[۱] Matching Matrix
[۲] True Positive
[۳] False Negative
[۴] True Negative
[۵] False Positive
[۶] Accuracy
[۷] False Positive (FP)

این ضریب موارد منفی کاذب[1] است که در آن پیکسل‌های یک کلاس شناخته شده به‌عنوان چیزی غیر از آن کلاس طبقه‌بندی می‌شوند. این ضریب به‌عنوان خطاهای حذف یا خطای نوع دوم نیز شناخته می‌شود. داده‌های محاسبه این میزان خطا در ستون‌های جدول خوانده می‌شود.

۴-ضریب توافق کاپا[2]

ضریب کاپا تکنیک چندمتغیره گسسته‌ای است که اگر یک ماتریس خطا تفاوت معناداری با ماتریس دیگر داشته باشد، در ارزیابی دقت برای تصمیم‌گیری آماری مورداستفاده قرار می‌گیرد. این ضریب عددی بین ۱- تا ۱+ است که هر چه به ۱+ نزدیک‌تر باشد، بیانگر وجود توافق بیشتر بین مقیاس‌ها یا ارزیاب‌ها است و هر چه به ۱- نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده وجود توافق کمتر بین آن‌ها است. از طرفی اگر ضریب توافق کاپا صفر شود، نشان‌دهنده عدم توافق کامل است (Nti et al., ۲۰۲۳).

جدول شماره۳ نشان‌دهنده دستورالعمل‌هایی است که توسط لندیس و کوچ، فلیس و همکاران و آلتمن برای ارزیابی سطح توافق ارائه شده است (Landis & Koch, ۱۹۹۷; Fleiss et al., ۱۹۷۱; Altman, ۱۹۹۵).

جدول ۳. آستانه‌های قدرت ضریب توافق کاپا

مقیاس معیار آلتمن		مقیاس معیار فلیس		مقیاس معیار لندیس و کوچ	
ناسازگار	<۰.۲	ناسازگار	<۰.۲		
ضعیف	۰.۴۰-۰.۲۱	ضعیف	۰.۴۰-۰.۲۱	ضعیف	<۰.۴
نسبتاً خوب	۰.۶۰-۰.۴۱	نسبتاً خوب	۰.۶۰-۰.۴۱	متوسط تا خوب	۰.۷۵-۰.۴۰
خوب	۰.۸۰-۰.۶۱	محکم	۰.۸۰-۰.۶۱	عالی	بیشتر از ۰.۷۵
بسیار خوب	۱۰۰-۰.۸۱	تقریباً کامل	۱۰۰-۰.۸۱		

منبع: (Landis & Koch, ۱۹۹۷; Fleiss et al., ۱۹۷۱; Altman, ۱۹۹۵)

رابطه ۲.ضریب کاپا $kappa = Pi = (PA_o - PA_E)/ (1 - PA_E)$

مقدار PAo نمایانگر میزان توافق دو ارزیاب است

مقدار PA_E نیز نمایانگر میزان توافق مورد انتظار است.

۴-یافته‌های تحقیق

۴-۱-طبقه بندی کاربری اراضی

تحلیل فضایی کاربری اراضی در منطقه کلان‌شهری مشهد نشان می‌دهد که پوشش اراضی بایر و پهنه‌های آبی تقریباً به یک اندازه در همه طبقه‌بندی‌کننده‌ها طبقه‌بندی می‌شوند، به‌گونه‌ای که در هر سه الگوریتم اراضی بایر با پوشش بیش از ۴۰ درصد از محدوده، کاربری غالب در هر سه الگوی طبقه بندی در این منطقه به شمار می‌رود و کاربری پهنه‌های آبی نیز که در هر سه الگوریتم کم‌تر از یک درصد از محدوده را تشکیل می‌دهد، کم‌ترین کاربری موجود در این ناحیه به شمار می‌آید. جدول۴ درصد سهم هر کلاس را با توجه به کل پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه برای هر طبقه‌بندی نشان می‌دهد. با توجه به جدول۴ و

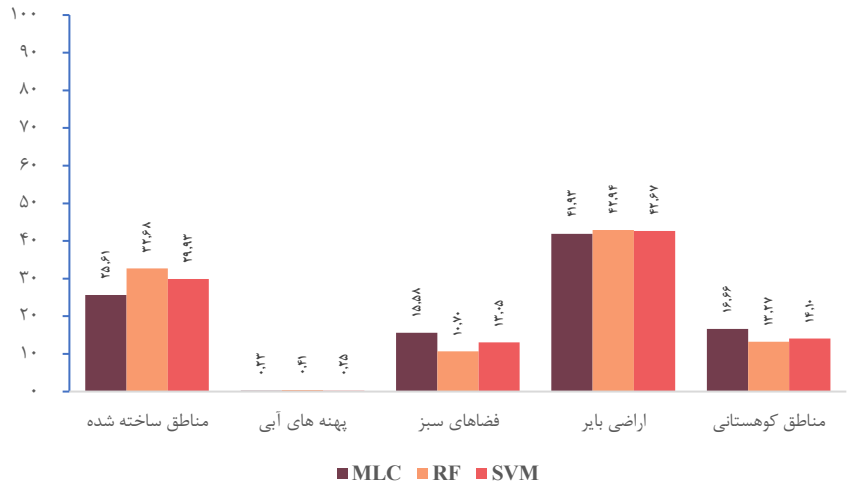
[1] False Negative (FN)
[2] Kappa

شکل۳، مساحت مناطق ساخته شده در الگوریتم‌های مورد بررسی تفاوت زیادی را بروز داده‌اند به گونه‌ای که این طبقه در الگوریتم جنگل تصادفی بیش‌ترین میزان (۳۲/۶۸ ٪) و در الگوریتم بیش‌ترین احتمال کمترین میزان (۲۵/۶۱٪) را نشان می‌دهد. فضاهای سبز نیز در سه الگوریتم تفاوت زیادی را نشان می‌دهند. اما بر خلاف طبقه مناطق ساخته شده، این طبقه در الگوریتم بیش‌ترین احتمال، بیش‌ترین میزان(۱۵/۵۸٪) و در الگوریتم جنگل تصادفی کم‌ترین میزان(۱۰/۷۰٪) را دارا می‌باشد.

جدول ۴. سهم طبقات مختلف کاربری اراضی در منطقه کلان‌شهری مشهد در سال ۲۰۲۰

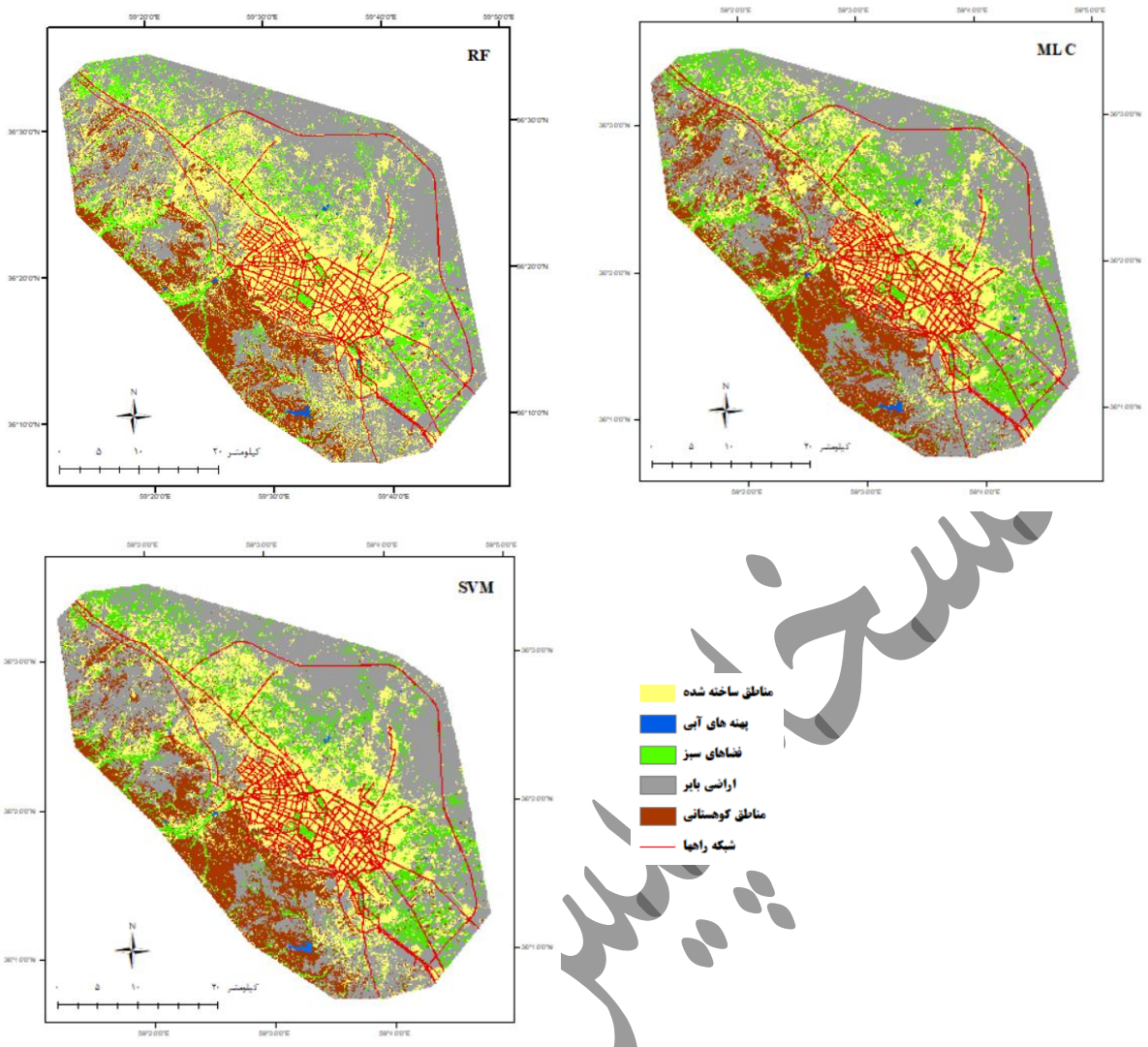
طبقات کاربری	مناطق ساخته شده		پهنه‌های آبی		فضاهای سبز		اراضی بایر		مناطق کوهستانی		مساحت کل (هکتار)
	هکتار	درصد	هکتار	درصد	هکتار	درصد	هکتار	درصد	هکتار	درصد	
بیشترین احتمال (MLC)	۴۶۴۵۶/۸۵	۲۵/۶۱	۴۱۷/۵۱	۰/۲۳	۲۸۲۶۵/۱۲	۱۵/۵۸	۷۶۰۵۶/۷۷	۴۱/۹۳	۳۰۲۱۴/۱۴	۱۶/۶۶	۱۸۱۴۱۰/۴۰
جنگل تصادفی (RF)	۵۹۲۸۰/۹۳	۳۲/۶۸	۷۳۹/۷۸	۰/۴۱	۱۹۴۱۴/۴۶	۱۰/۷۰	۷۷۸۹۸/۲۱	۴۲/۹۴	۲۴۰۷۶/۶۳	۱۳/۲۷	
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۵۴۳۰۰/۰۰	۲۹/۹۳	۴۵۱/۰۶	۰/۵	۲۳۶۶۸/۳۹	۱۳/۰۵	۷۷۴۰۷/۸۷	۴۲/۶۷	۲۵۵۸۳/۴۲	۱۴/۱۰	
انحراف معیار (STD)	–	۳/۵۶	–	۰/۰۹	–	۲/۴۴	–	۰/۵۲	–	۱/۷۶	
میانگین (AVE)	–	۲۹/۴۱	–	۰/۳۰	–	۱۳/۱۱	–	۴۲/۵۱	–	۱۴/۶۸	
ضریب تغییرات (CV)(٪)	–	۱۲/۱۱	–	۳۳/۰۴	–	۱۸/۶۱	–	۱/۲۳	–	۱۲/۰۱	

منبع: یافته های تحقیق



شکل۳. سهم طبقات مختلف کاربری اراضی در منطقه کلانشهری مشهد در سال ۲۰۲۰

نقشه‌های کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد از طریق جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین احتمال در شکل ۴ آمده است. مقایسه توزیع فضایی کاربری‌های طبقه‌بندی شده نشان می‌دهد که طبقه مناطق ساخته شده در الگوریتم جنگل تصادفی، بیش از سایر الگوریتم‌ها در میان مناطق کوهستانی و فضاهای سبز پیش رفته است.



شکل ۴. طبقه بندی کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد با الگوریتم‌های جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و بیش‌ترین شباهت (MLC)

انحراف معیار (SD) و ضریب تغییرات (CV) درصد سهم مساحت در یک کلاس LULC توسط الگوریتم‌های مختلف نیز در جدول ۴ نشان‌داده‌شده است. ضرایب محاسبه شده به‌وضوح نشان می‌دهند که اراضی بایر بادقت بیش‌تری طبقه‌بندی می‌شوند، زیرا همه طبقه‌بندی‌کننده‌ها دارای مناطق کاملاً یکنواخت با ضریب تغییرات بسیار کم هستند. در مقابل، پهنه‌های آبی و فضاهای سبز به‌خوبی طبقه‌بندی نشده‌اند، زیرا همه الگوریتم‌ها سهم وسعت طبقات مذکور را با تفاوت‌های قابل‌توجهی در نظر گرفته‌اند.

۴-۲-اعتبارسنجی طبقه بندی‌ها

دقت کلی هر یک از الگوریتم‌ها با استفاده از ماتریس اختلاط و ضریب کاپا (K) در جدول ۵ تا ۷ نشان داده است. طبقه‌بندی کننده SVM به عنوان مدل بسیار دقیق LULC با ضریب کاپا ۰.۹۳ در بین همه طبقه‌بندی‌کننده‌ها شناسایی شده است. لذا این الگوریتم بین نقشه طبقه‌بندی‌شده LULC و واقعیت زمینی تطابق بسیار خوبی را نشان می‌دهند. ضریب کاپا در مدل RF برابر است با ۰.۸۸ و در مدل MLC برابر است با ۰.۸. بنابراین همه مدل ها را می توان مفید دانست، اما الگوریتم SVM را می توان به عنوان بهترین طبقه بندی کننده مناسب LULC توصیه کرد.

جدول ۵. ماتریس اختلاط کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد در الگوریتم جنگل تصادفی (RF)

کلاس کاربری	مناطق ساخته شده	پهنه‌های آبی	فضاهای سبز	اراضی بایر	مناطق کوهستانی	مجموع	U_Accuracy	Kappa
مناطق ساخته شده	۱۲۵	۰	۵	۸	۲۶	۱۶۴	۰.۷۶۲۱۹۵۱۲۲	۰
پهنه‌های آبی	۱	۷	۲	۰	۰	۱۰	۰.۷	۰
فضاهای سبز	۰	۰	۵۴	۰	۰	۵۴	۱	۰
اراضی بایر	۰	۰	۰	۲۱۴	۰	۲۱۴	۱	۰
مناطق کوهستانی	۰	۰	۰	۰	۶۶	۶۶	۱	۰
مجموع	۱۲۶	۷	۶۱	۲۲۲	۹۲	۵۰۸	۰	۰
P_Accuracy	۰.۹۹۲۰۶۳۵	۱	۰.۸۸۵۲۴۵۹	۰.۹۶۳۹۶۴	۰.۷۱۷۳۹۱۳	۰	۰.۹۱۷۳۲۲۸۳۵	۰
Kappa	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰.۸۸۱۷۶۶

منبع: یافته‌های تحقیق

بررسی ضریبU_Accuracy در الگوریتم جنگل تصادفی نشان می‌دهد که برخی سلول‌ها به‌اشتباه به‌عنوان مناطق ساخته شده برداشت شده‌اند. یعنی در طبقه‌بندی این سلول‌ها خطای نوع اول رخداده و سلول‌هایی که در طبقه مناطق ساخته‌شده قرار نمی‌گیرند به‌اشتباه در این طبقه قرار گرفتند (میزان صحت = ۰/۷۶۲۱۹۵۱۲۲). خطای نوع اول برای طبقه پهنه‌های آبی نیز مشاهده می‌شود. یعنی سلول‌هایی که آب نیستند اما به اشتباه آب تشخیص داده شده‌اند (میزان صحت = ۰/۷). از طرفی بررسی ضریبP_Accuracy نشان می‌دهد که خطای نوع دوم در طبقات مناطق کوهستانی(میزان صحت =۰/۷۱۷۳۹۱۳). و فضاهای سبز (میزان صحت =۰/۸۸۵۲۴۵۹).بیش از سایر طبقات است به گونه‌ای که سلول‌های این دو طبقه به درستی تشخیص داده نشده و به عنوان کاربری دیگری طبقه بندی شده است.

در مجموع کاربری بایر با کم‌ترین خطای نوع اول و دوم نسبت به سایر کاربری‌ها شناسایی شده است (میزان صحت به ترتیب برابر است با ۱ و ۰/۹۶۳۹۶۴). اما به طور کلی با بررسی خطاهای نوع اول و دوم می‌توان گفت که درصد صحت این خطاها از بازه قابل قبول تجاوز نمی‌نماید.

جدول ۶. ماتریس اختلاط کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)

کلاس کاربری	مناطق ساخته شده	پهنه‌های آبی	فضاهای سبز	اراضی بایر	مناطق کوهستانی	مجموع	U_Accuracy	Kappa
مناطق ساخته شده	۱۴۱	۰	۲	۶	۰	۱۴۹	۰.۹۴۶۳۰۸۷	۰
پهنه‌های آبی	۱	۹	۰	۰	۰	۱۰	۰.۹	۰
فضاهای سبز	۰	۰	۶۶	۰	۰	۶۶	۱	۰
اراضی بایر	۲	۰	۰	۲۱۱	۰	۲۱۳	۰.۹۹۰۶۱۰۳	۰
مناطق کوهستانی	۴	۰	۰	۷	۶۰	۷۱	۰.۸۴۵۰۷۰۴	۰
مجموع	۱۴۸	۹	۶۸	۲۲۴	۶۰	۵۰۹	۰	۰
P_Accuracy	۰.۹۵۲۷۰۲۷	۱	۰.۹۷۰۵۸۸۲	۰.۹۴۱۹۶۴۳	۱	۰	۰.۹۵۶۷۷۸	۰
Kappa	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰.۹۳۷۹۵

منبع: یافته‌های تحقیق

بررسی ضریبU_Accuracy در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان نشان می‌دهد که تعداد سلول‌هایی که به‌اشتباه به‌عنوان مناطق کوهستانی برداشت شده‌اند بیش از سایر کاربری‌ها است، یعنی در طبقه‌بندی این سلول‌ها خطای نوع اول رخداده و سلول‌هایی که در طبقه مناطق کوهستانی قرار نمی‌گیرند به‌اشتباه در این طبقه قرار گرفتند (میزان صحت = ۰/۸۴۵۰۷۰۴). از طرفی بررسی ضریبP_Accuracy نشان می‌دهد که خطای نوع دوم در طبقات مختلف به مقدار بسیار ناچیزی دیده می‌شود به گونه‌ای که حداقل این ضریب در اراضی بایر دیده می‌شود که برابر است با ۰/۹۴۱۹۶۴۳. در مجموع خطای نوع اول و دوم در این الگوریتم بسیار ناچیز است.

جدول ۷. ماتریس اختلاط کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد در الگوریتم بیشترین احتمال (MLC)

کلاس کاربری	مناطق ساخته شده	پهنه‌های آبی	فضاهای سبز	اراضی بایر	مناطق کوهستانی	مجموع	U_Accuracy	Kappa
مناطق ساخته شده	۱۱۱	۰	۷	۸	۲	۱۲۸	۰.۸۶۷۱۸۷۵	۰
پهنه‌های آبی	۱	۹	۰	۰	۰	۱۰	۰.۹	۰
فضاهای سبز	۰	۰	۷۹	۰	۰	۷۹	۱	۰
اراضی بایر	۲۷	۰	۴	۱۷۸	۰	۲۰۹	۰.۸۵۱۶۷۴۶	۰
مناطق کوهستانی	۷	۰	۰	۱۴	۶۲	۸۳	۰.۷۴۶۹۸۸	۰
مجموع	۱۴۶	۹	۹۰	۲۰۰	۶۴	۵۰۹	۰	۰
P_Accuracy	۰.۷۶۰۲۷۴	۱	۰.۸۷۷۷۷۷۸	۰.۸۹	۰.۹۶۸۷۵	۰	۰.۸۶۲۴۷۵۴	۰
Kappa	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰.۸۰۸۵۲۴۲

منبع: یافته‌های تحقیق

بررسی ضریب U_Accuracy در الگوریتم بیشترین احتمال نشان می‌دهد که برخی سلول‌ها به‌اشتباه به‌عنوان مناطق کوهستانی شناسایی شده‌اند. یعنی در طبقه‌بندی این سلول‌ها خطای نوع اول رخداده و سلول‌هایی که در طبقه مناطق کوهستانی قرار نمی‌گیرند به‌اشتباه در این طبقه قرار گرفتند (میزان صحت = ۰/۷۴۶۹۸۸). خطای نوع اول برای طبقه مناطق ساخته شده (میزان صحت = ۰/۸۶۷۱۸۷۵) و اراضی بایر (میزان صحت = ۰/۸۵۱۶۷۴۶). نیز مشاهده می‌شود. از طرفی بررسی ضریبP_Accuracy نشان می‌دهد که خطای نوع دوم به ترتیب در طبقات مناطق ساخته شده(میزان صحت = ۰/۷۶۰۲۷۴) و فضاهای سبز (میزان صحت = ۰/۸۷۷۷۷۷۸) بیش از سایر طبقات است به گونه‌ای که سلول‌های این طبقه به درستی تشخیص داده نشده و به عنوان کاربری دیگری طبقه‌بندی شده است. با این وجود، با بررسی خطاهای نوع اول و دوم می‌توان گفت که درصد صحت این خطاها از بازه قابل قبول تجاوز نمی‌نماید.

۵-بحث

پژوهش‌ها و مطالعات مختلف نشان داده است که الگوریتم‌های مختلف در شرایط متفاوت دقت متفاوتی دارند. فرانسیسکو آلونسو ساریا (۲۰۲۴)، به این نتیجه رسیده است که جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) تا حدودی عملکرد یکسانی دارند و در مقایسه با الگوریتم بیشترین شباهت (MLP) از دقت بیشتری برخوردار هستند. مطالعات مختلف از جمله باکاری (۲۰۲۴)، جاسیم (۲۰۲۴)، ساویتا (۲۰۲۴) و قدسی و همکاران (۱۳۹۹) هم‌راستا با نتایج پژوهش پیشرو اثربخشی SVM را در دستیابی به نرخ‌های دقت بالا در طبقه‌بندی کاربری و پوشش زمین (LULC) نشان داده‌اند و به این نتیجه رسیده‌اند که عملکرد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) در طبقه‌بندی کاربری اراضی به‌طورکلی نسبت به سایر الگوریتم‌های محبوب مانند جنگل تصادفی (RF) و حداکثر احتمال (MLC) برتر است (Baccari et al., ۲۰۲٤; Jasim et al., ۲۰۲٤; Savitha et al.,

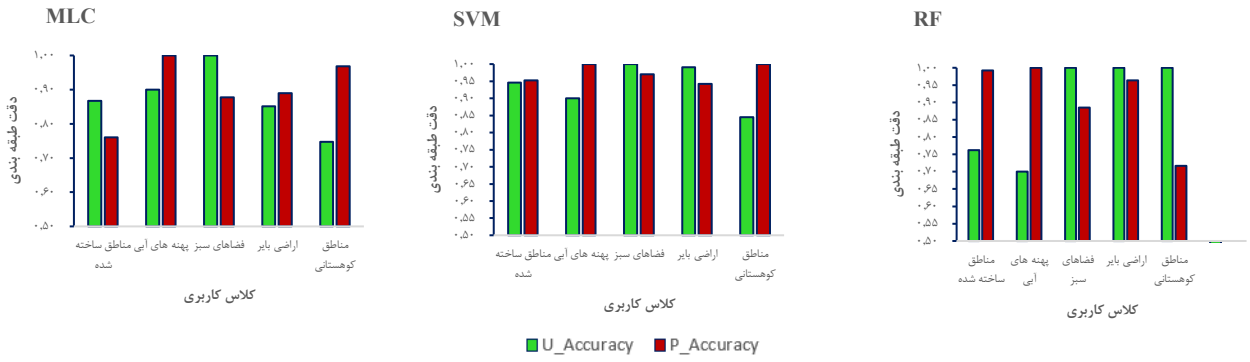
۲۰۲۰ ,.Godsi et al ;۲۰۲٤). در مقابل رازافینیمارو (۲۰۲۲) و ستیانتو (۲۰۲۴) بر خلاف پژوهش حاضر، بر دقت بیشتر جنگل تصادفی (RF) نسبت به ماشین بردار پشتیبان (SVM) تأکید کرده‌اند (Razafinimaro et al., ۲۰۲۲; Setyanto et al., ۲۰۲٤).

به طور خلاصه، در حالی که SVM وRF به طور مداوم دقت بالایی را در طبقه‌بندی LULC نشان می‌دهد، انتخاب الگوریتم ممکن است به شرایط خاص و ویژگی‌های داده و محدوده موردمطالعه بستگی داشته باشد؛ لذا چالش‌های شناسایی کاربری‌ها در منطقه کلان‌شهری مشهد، توسط الگوریتم‌های موردمطالعه این پژوهش نیز بررسی شده است. در این راستا، کاربری‌های طبقه‌بندی‌شده با تصاویر گوگل ارث مورد مقایسه قرار گرفته است. دراین‌خصوص، آگاهی و شناخت پژوهشگران نسبت به محدوده موردمطالعه نیز تأثیر به سزایی داشته است. این مقایسه نشان داد که شباهت رنگ برخی عوارض و مناطق منجر به خطای طبقه‌بندی می‌گردد. به طور مثال برخی از قسمت‌های ساخته شده به‌عنوان مناطق کوهستانی و برخی از سلول‌های کوهستانی به‌عنوان مناطق ساخته شده شناسایی شده است. هر دو نوع خطای نوع اول و دوم در این الگوریتم در مورد طبقات مناطق ساخته شده و کوهستانی بیش از دو الگوریتم دیگر است به‌گونه‌ای که برخی سلول‌هایی که در طبقه مناطق ساخته شده قرار نمی‌گرفتند، به‌عنوان مناطق ساخته شده شناسایی شدند. این خطا در مورد پهنه‌های آبی نیز صدق می‌کند؛ یعنی سلول‌هایی شناسایی شده‌اند که به‌اشتباه در طبقه پهنه‌های آبی قرار گرفته‌اند. از طرفی دقت این الگوریتم در شناسایی مناطق کوهستانی نیز کمتر از سایر الگوریتم‌ها است زیرا نتوانسته است مناطق کوهستانی را به‌دقت شناسایی نماید. بررسی فضایی سلول‌های دارای خطا نشان می‌دهد که برخی از سلول‌هایی که در طبقه مناطق ساخته شده قرار می‌گیرند، به رنگ سوخته هستند و در طیف رنگی مناطق کوهستانی قرار دارند. خطاهای صورت‌گرفته در خصوص این نوع از سلول‌ها است.

باتوجه‌به شکل ۵، کمترین خطای نوع اول و دوم در الگوریتمSVM وجود دارد. خطاهای موجود در این الگوریتم نیز بیشتر در شناسایی مناطق کوهستانی است. به گونه‌ای که تعدادی از سلول‌هایی که در مناطق کوهستانی نبودند به عنوان مناطق کوهستانی شناسایی شده‌اند. اما در مقابل خطای نوع دوم در مورد این کاربری در الگوریتم SVM کمتر دیده شده است، یعنی مناطق کوهستانی واقعی، با دقت بسیار بالایی شناسایی شده‌اند.

در الگوریتم MLC به‌عنوان کم‌دقت‌ترین الگوریتم، علاوه بر مناطق کوهستانی و مناطق ساخته شده، شناسایی فضاهای سبز و اراضی بایر نیز با چالش مواجه بود. به‌گونه‌ای که برخی از سلول‌های غیر بایر به‌اشتباه در طبقات بایر قرار گرفتند. علاوه بر این، این الگوریتم در شناسایی فضاهای سبز نیز با خطای بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها همراه بوده است.

به طور کلی می‌توان گفت که کاربری بایر با دقت بیشتر و خطای کمتر، و کاربری ساخته شده و مناطق کوهستانی با خطای بیشتری شناسایی شده‌اند.



شکل ۵. خطای نوع اول و دوم در الگوریتم‌های مورد مطالعه

۶-نتیجه گیری

این مطالعه به‌منظور بررسی دقت طبقه‌بندی پرکاربردترین الگوریتم‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی در مشاهدات ماهواره‌ای انجام شد. هدف این پژوهش پیشنهاد بهترین الگوریتم طبقه‌بندی‌کننده بود.

با بررسی ویژگی‌های مختلف الگوریتم‌های پرکاربرد در طبقه‌بندی کاربری اراضی، سه الگوریتم نظارت شده ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و بیشترین احتمال بر روی داده‌های Landsat ۸ (OLI) برای طبقه‌بندی کاربری اراضی منطقه کلان‌شهری مشهد در سال ۲۰۲۰ انتخاب شدند. ارزیابی صحت طبقه‌بندی کاربری‌های مختلف با استفاده از ضرایبU_Accuracy و P_Accuracy در ماتریس اختلاط و بررسی ضریب تغییرات سهم هر کاربری در الگوریتم‌های موردمطالعه انجام شد. نتایج بررسی ضرایبU_Accuracy و P_Accuracy نشان می‌دهد که به‌طورکلی صحت طبقه‌بندی طبقات در تمام الگوریتم‌های موردمطالعه در بازه بین خوب تا عالی قرار می‌گیرد. اما بررسی دقیق‌تر این الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که بیش‌ترین چالش شناسایی طبقه برای مناطق ساخته شده، مناطق کوهستانی و فضاهای سبز است و شناسایی اراضی بایر با چالش کمتری مواجه است. همچنین بررسی ضریب تغییرات (CV) سهم طبقات شناسایی شده در الگوریتم‌های مختلف نشان می‌دهد که فضاهای سبز و پهنه‌های آبی از همبستگی کم‌تری در الگوریتم‌های موردمطالعه برخوردار هستند. ضریب کاپا و تحلیل‌های مبتنی بر ماتریس اختلاط نیز تنوع در دقت هر طبقه‌بندی‌کننده LULC را نشان می‌دهد. تفاوت در دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های مورداستفاده جزئی است، اما این تغییرات جزئی اهمیت بسیار مهمی در زمینه برنامه‌ریزی LULC دارد. باتوجه‌به این که این اختلافات جزئی در کاربری‌های حساسی مانند مناطق ساخته شده و فضاهای سبز دیده می‌شود، لذا انتخاب الگوریتمی با بیشترین دقت و کمترین خطا از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. نتایج بررسی ضریب کاپا و تحلیل‌های مبتنی بر ماتریس اختلاط نشان می‌دهد که ماشین بردار پشتیبان بالاترین دقت و کمترین خطا را در بین طبقه‌بندی‌کننده‌های موردمطالعه دارد.

باتوجه‌به این که مطالعات متعدد نشان داد که دقت نقشه‌برداری LULC با زمان و مکان در ارتباط است؛ بنابراین، برای تحقیقات آینده، آنالیز دقت طبقه‌بندی‌کننده‌ها برای شرایط مورفوکلیماتیک و ژئومورفیک متفاوت پیشنهاد می‌شود.

منابع

Abburu, S., & Golla, S. B. (۲۰۱۵). Satellite image classification methods and techniques: A review. *International journal of computer applications*, *119*(۸).

Aburas, M. M., Ho, Y. M., Ramli, M. F., & Ash'aari, Z. H. (۲۰۱٦). The simulation and prediction of spatio-temporal urban growth trends using cellular automata models: A review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *52*, ۳۸۰-۳۸۹. https://doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.jag.۲۰۱٦,۰۷,۰۰۷

Aljanabi, F., Dedeoğlu, M., & Şeker, C. (۲۰۲٤). Environmental monitoring of Land Use/Land Cover by integrating remote sensing and machine learning algorithms. *Journal of Engineering and Sustainable Development*, *28*(٤), ٤٥٥-٤٦٦. https://doi.org/۱۰,۳۱۲۷۲/jeasd.۲۸,٤,٤.

Azizi Qalati, S., Rangzen, K., Taghizadeh, A., & Ahmadi, S. (۲۰۱۳). Modeling land use changes using logistic regression method in LCM model (Case study: Kohmera Sorkhi region of Fars province). *Iran Forest and Poplar Research 22*(٤):٥٨٥-٥٩٦.

BACCARI, N., HAMZA, M. H., SLAMA, T., SEBEI, A., & REBAI, N. (۲۰۲٤). Evaluation of SVM and RF Machine Learning Algorithms in Land Use/Land Cover Change Assessment: Tessa Watershed Case Study (Northwest of Tunisia). *Research Square.* https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4359112/v1.

Bland, J. M., & Altman, D. G. (۱۹۹٥). Multiple significance tests: the Bonferroni method. *Bmj*, *310*(٦٩٧٣), ۱۷۰. https://doi.org/۱۰,۱۱۳٦/bmj.۳۱۰,٦٩٧۳,۱۷۰.

Chandra, M. A., & Bedi, S. S. (۲۰۲۱). Survey on SVM and their application in image classification. *International Journal of Information Technology*, *13*(٥), ۱-۱۱. https://doi.org/۱۰,۱۰۰۷/s٤۱۸۷۰-۰۱۷-۰۰۸۰-۱.

Dahlke, J., Bogner, K., Mueller, M., Berger, T., Pyka, A., & Ebersberger, B. (۲۰۲۰). Is the juice worth the squeeze? machine learning (ml) in and for agent-based modelling (abm). *arXiv preprint arXiv:2003.11985*.
https://doi.org/۱۰,٤٨٥٥۰/arXiv.۲۰۰۳,۱۱۹۸٥

de Espindola, G. M., da Costa Carneiro, E. L. N., & Façanha, A. C. (۲۰۱۷). Four decades of urban sprawl and population growth in Teresina, Brazil. *Applied Geography*, *79*, ۷۳-۸۳. https://doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.apgeog.۲۰۱٦,۱۲,۰۱۸

Esmaili, A., Ashjazai, H. (۲۰۱۹). Modeling land use changes through Markov chain and using geographic information systems and remote sensing (case study: Qom province). *Geography and Urban-Regional Studies 9*(۳۱):۱۷۲-۱٥۳. ۱۰,۲۲۱۱۱/GAIJ.۲۰۱۹,٤۷۱۰

Fleiss, J. L. (۱۹۷۱). Measuring nominal scale agreement among many raters. *Psychological bulletin*, *76*(٥), ۳۷۸. https://doi.org/۱۰,۱۰۳۷/h۰۰۳۱٦۱۹.

Gan, H., Sang, N., Huang, R., Tong, X., & Dan, Z. (۲۰۱۳). Using clustering analysis to improve semi-supervised classification. *Neurocomputing*, *101*, ۲۹۰-۲۹۸. https://doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.neucom.۲۰۱۲,۰۸,۰۲۰

Ganesh, B., Vincent, S., Pathan, S., & Benitez, S. R. G. (۲۰۲۳, October). Utilizing LANDSAT data and the Maximum Likelihood Classifier for Analysing Land Use Patterns in Shimoga, Karnataka. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. ۲٥۷۱, No. ۱, p. ۰۱۲۰۰۱). IOP Publishing. ۱۰,۱۰۸۸/۱۷٤۲-٦٥۹٦/۲٥۷۱/۱/۰۱۲۰۰۱.

Qudsi Khairkhah Zarkash, M., & Khirzmecheshme, Baqer. (۲۰۲۱). Comparison of accuracy of support vector machine and random forest methods in preparing land use map and crops, using Sentinel-۲ multi-temporal images. *Iranian Remote Sensing and GIS Journal 12*(٤), ۷۳-۹۲. ۱۰,٥۲٥٤۷/GISJ.۱۲,٤,۷۳.

Gholamali Fard, M., Jorabian Shoshtri, SH., Kohnouj, H., & Mirzaei, M. (۲۰۱۱).Modelling land use changes of the coasts of Mazandaran province using LCM in GIS environment. *Ecology 38*(٦٤): ۱۰۹-۱۲٤.

Glielmo, A., Husic, B. E., Rodriguez, A., Clementi, C., Noé, F., & Laio, A. (۲۰۲۱). Unsupervised learning methods for molecular simulation data. *Chemical Reviews*, *121*(١٦), ۹۷۲۲-۹۷٥۸. ۱۰,۱۰۲۱/acs.chemrev.۰c۰۱۱۹٥.

Hosseini, M., Karimi, M., Saadi Masgari, M., & Heydari, M. (۲۰۱٦). Design and implementation of an integrated system of urban land use change modeling. *Geographical Sciences 16*(٤۰): ٦۹-۹۱.

Jasim, B. S., Jasim, O. Z., & AL-Hameedawi, A. N. (۲۰۲٤). Evaluating land use land cover classification based on machine learning algorithms. *Engineering and Technology Journal*, *42*(٥), ٥٥۷-٥٦۸. http://doi.org/۱۰,۳۰٦۸٤/etj.۲۰۲٤,۱٤٤٥۸٥,۱٦۳۸

Jiao, S. R., Song, J., & Liu, B. (۲۰۲۰, November). A review of decision tree classification algorithms for continuous variables. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. ١٦٥١, No. ١, p. ۰۱۲۰۸۳). IOP Publishing ۱۰,۱۰۸۸/۱۷٤۲-٦٥۹٦/١٦٥١/١/۰۱۲۰۸۳.

Landis, J. R., & Koch, G. G. (۱۹۷۷). An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. *Biometrics*, ۳٦۳-۳۷٤. https://doi.org/۱۰,۲۳۰۷/۲٥۲۹۷۸٦

Louppe, G. (۲۰۱٤). Understanding random forests. *Cornell University Library*, *10*.

Mahmoudzadeh,H., Derakhshani, K., & Momeni, S. (۲۰۱۹). Modeling the effects of marginalization on the changes of Urmia city and predicting the physical development of the city using satellite images until the horizon of ١٤١۰. *Human Geography Research 51*(٤): ۹۰-۸۷۱. ۱۰,۲۲۰٥۹/JHGR.۲۰۱۸,۲۳۰۷۸۸,۱۰۰۷٤۳٤

Marudi, M., Ben-Gal, I., & Singer, G. (۲۰۲٤). A decision tree-based method for ordinal classification problems. *IISE Transactions*, *56*(۹), ۹٦۰-۹۷٤. https://doi.org/۱۰,۱۰۸۰/۲٤۷۲٥۸٥٤,۲۰۲۲,۲۰۸۱۷٤٥

Mashhad Municipality. (۲۰۱٦). *Statistics of Mashhad city*. Vice President of Planning and Human Capital Development of Mashhad Municipality with the supervision of statistics management, performance analysis and evaluation.

Mendoza, M. E., Granados, E. L., Geneletti, D., Pérez-Salicrup, D. R., & Salinas, V. (۲۰۱۱). Analysing land cover and land use change processes at watershed level: a multitemporal study in the Lake Cuitzeo Watershed, Mexico (۱۹۷٥–۲۰۰۳). *Applied Geography*, *31*(١), ۲۳۷-۲٥۰. https://doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.apgeog.۲۰۱۰,۰٥,۰۱۰

Mirakhorlou, M., & Rahimzadegan, S. Land use change modeling using Markov-cellular automata model and multi-criteria decision making in Talar watershed. (۲۰۱۸). *Scientific Journal of Mapping Sciences and Techniques 8*(١): ۸٥-۹۹

Mohammadi, J., & Mahmoud, A. (۲۰۱۲). Spatial analysis and urban land use planning of Dogonbadan (Gachsaran). *Geographical Research 27*(۲): ۱۹-۳٦.

Moradi, Mohammad, & Kasani, E.(۲۰۲٤). Optimal Classification Using Decision Tree. *Mathematical Researches 10*(۲): ٥۱-٦٥.

Naswin, A., & Wibowo, A. P. (۲۰۲۳). Performance Analysis of the Decision Tree Classification Algorithm on the Pneumonia Dataset. *International Journal of Artificial Intelligence in Medical Issues*, *1*(١), ۱-۹.

Nti, I. K., Nyarko-Boateng, O., Adekoya, A. F., Weyori, B. A., & Adjei, H. P. (۲۰۲۳). Predicting diabetes using Cohen's Kappa blending ensemble learning. *International Journal of Electronic Healthcare*, *13*(١), ٥۷-۷۰. https://doi.org/۱۰,۱٥۰٤/IJEH.۲۰۲۳,۱۲۸٦۰٥.

Piryonesi, S. M. (۲۰۱۹). *The application of data analytics to asset management: Deterioration and climate change adaptation in Ontario roads*. University of Toronto (Canada).

Pourkhbaz, H., Mohammadyari, F., Aqdar, H., & Tavakoli, M. An experimental approach in modeling land use changes in Behbahan city using multi-temporal satellite images *Town & Country Planning 7*(۲):*2008-7047.* ۱۰,۲۲۰۵۹/JTCP.۲۰۱۵,۵۷۱۸۷.

Qiang, W., & Zhongli, Z. (۲۰۱۱, August). Reinforcement learning model, algorithms and its application. In *2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC)* (pp. ۱۱٤۳-۱۱٤٦). IEEE ۱۰,۱۱۰۹/MEC.۲۰۱۱,٦۰۲٥٦٦۹.

Razafinimaro, A., Hajalalaina, A. R., Rakotonirainy, H., & Zafimarina, R. (۲۰۲۲). Land cover classification based optical satellite images using machine learning algorithms. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, *8*(۳), ۳٦۲-۳۸۰. https://doi.org/۱۰,۲٦٥٥٥/ijain.v۸i۳,۸۰۳

Ritsema van Eck, J., & Koomen, E. (۲۰۰۸). Characterising urban concentration and land-use diversity in simulations of future land use. *The Annals of Regional Science*, *42*, ۱۲۳-۱٤۰. https://doi.org/۱۰,۱۰۰۷/s۰۰۱٦۸-۰۰۷-۰۱٤۱-۷

Sakai, T., Plessis, M. C., Niu, G., & Sugiyama, M. (۲۰۱۷, July). Semi-supervised classification based on classification from positive and unlabeled data. In *International conference on machine learning* (pp. ۲۹۹۸-۳۰۰٦). PMLR.

Santarsiero, V., Nolè, G., Lanorte, A., Tucci, B., Cillis, G., & Murgante, B. (۲۰۲۲). Remote sensing and spatial analysis for land-take assessment in Basilicata Region (Southern Italy). *Remote Sensing*, *14*(۷), ۱٦۹۲. https://doi.org/۱۰,۳۳۹۰/rs۱٤۰۷۱٦۹۲

Savitha, C., & Reshma, T. (۲۰۲۲). Performance Evaluation of Support Vector Machine and Random Forest Techniques for Land Use-Land Cover Classification—A Case Study on a Mili Scale Agricultural Watershed, Tadepalligudem, India. In *International Virtual Conference on Developments and Applications of Geomatics*:۳۷۹-۳۹۲. Singapore: Springer Nature Singapore.

Setyanto, A., & Sunyoto, A. (۲۰۲٤). Comparative Study SVM and Random Forest Algorithms for the Classification of Terrestrial Visual Rock Types. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science 1357(*۱), ۱۰,۱۰۸۸/۱۷٥٥-۱۳۱٥/۱۳٥۷/۱/۰۱۲۰۳٦.

Shi, S., Zhang, X., & Fan, W. (۲۰۱۹). Explaining the predictions of any image classifier via decision trees. *arXiv preprint arXiv:1911.01058*. https://doi.org/۱۰,٤۸٥٥۰/arXiv.۱۹۱۱,۰۱۰٥۸

Sowmya, D. R., Shenoy, P. D., & Venugopal, K. R. (۲۰۱۷). Remote sensing satellite image processing techniques for image classification: a comprehensive survey. *International Journal of Computer Applications*, *161*(۱۱), ۲٤-۳۷.

Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Pal, S., Liou, Y. A., & Rahman, A. (۲۰۲۰). Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations—A review. *Remote sensing*, *12*(۷), ۱۱۳٥. https://doi.org/۱۰,۳۳۹۰/rs۱۲۰۷۱۱۳٥

Yimer, S. M., Bouanani, A., Kumar, N., Tischbein, B., & Borgemeister, C. (۲۰۲٤). Comparison of different machine-learning algorithms for land use land cover mapping in a heterogenous landscape over the Eastern Nile river basin, Ethiopia. *Advances in Space Research*, *74*(٥), ۲۱۸۰-۲۱۹۹. https://doi.org/۱۰,۱۰۱٦/j.asr.۲۰۲٤,۰٦,۰۱۰

Yin, M., Wortman Vaughan, J., & Wallach, H. (۲۰۱۹, May). Understanding the effect of accuracy on trust in machine learning models. In *Proceedings of the 2019 chi conference on human factors in computing systems* (pp. ۱-۱۲). https://doi.org/۱۰,۱۱٤٥/۳۲۹۰٦۰٥,۳۳۰۰٥۰۹