



Comparing the efficiency of machine learning classifiers in extracting the physical development area of Hamedan City using Object-Based Images Analysis of satellite images

Aboalfazl Ghanbari*¹, Mostafa Mousapour², Habil Khorrami Hossein Hajloo³, Hossein Anvari⁴

1- (*Corresponding author) Professor, Department of remote sensing and Geographical Information System, Tabriz University, Tabriz, Iran.

Email: a_ghanbari@tabrizu.ac.ir

2- Ph.D Candidate, Remote sensing and Geographical Information System, Tabriz University, Tabriz, Iran. Email: m.mostafagjrs@tabrizu.ac.ir

3- Ph.D Candidate, Remote sensing and Geographical Information System, Tabriz University, Tabriz, Iran. Email: habilkhorrami@yahoo.com

4- Ph.D Candidate, Remote sensing and Geographical Information System, Tabriz University, Tabriz, Iran. Email: dr.hosseinanvari_gis@tabriz.ac.ir

Article Info

Date of receive:

2023/10/03

Date of last review:

2023/12/14

Date of accept:

2024/01/26

Date of online publication:

2024/02/21

Keywords:

Remote sensing,
Machine learning,
Sentinel 2,
Object-Based,
Hamedan

Extended Abstract

Introduction

The urban space is the most important human-made spatial structure on the planet earth. The history of urban development shows the path of human development, political system evolution and technological, technical and industrial developments. The physical development of urban areas is one of the main drivers of global changes that have important direct and indirect effects on environmental conditions and biodiversity. In the process of physical development of the city, due to the transformation of natural and semi-natural ecosystems into impermeable surfaces, it often causes irreversible environmental changes. One of the new approaches in urban planning is the use of remote sensing techniques and geographic information system. The emergence of remote sensing and machine learning techniques offers a new and promising opportunity for accurate and efficient monitoring and analysis of urban issues in order to achieve sustainable development. The process of processing satellite images can generally be divided into two approaches: pixel-based image analysis and object-based image analysis. The pixel-based analysis technique is performed at the level of each pixel of the image and uses only the spectral information available in each pixel. On the other hand, the object-based analysis approach is performed on a homogeneous group of pixels, taking into account the spatial characteristics of the pixels. One of the basic problems in urban remote sensing is the heterogeneity of the urban physical environment. The urban environment usually includes built structures such as buildings and urban transportation networks, several different types of vegetation such as agricultural areas, gardens, as well as barren areas and water bodies. ... ► Page 8

How to Cite:

Ghanbari, A. Mousapour, M. Khorrami Hossein Hajloo, H. Anvari, H (2024). Comparing the efficiency of machine learning classifiers in extracting the physical development area of Hamedan City using Object-Based images analysis of satellite images. Scientific - Research Quarterly Geographical Data (SEPEHR). 33(131), 7-22.

Therefore, in the pixel-based processing approach, the existence of heterogeneity in the urban biophysical environment causes spectral mixing and also spectral similarities in the classification operation of satellite images in such a way that in a place where a pixel is If the surrounding environment is different, it causes Salt and Pepper Noise. Therefore, according to the problems in the pixel-based processing approach, the aim of this research is to compare the accuracy of machine learning algorithms based on object-based processing of satellite images in extracting the physical development area of Hamedan city using Sentinel 2 satellite image.

Materials & Methods

The remote sensing data used in this research is a multi-spectral satellite image with a spatial resolution of 10 meters from the Sentinel 2 satellite, including bands 2 (blue), 3 (green), 4 (red) and 8 (near infrared) related to the date is the 23 of August 2023 in the city of Hamadan. The image of the Sentinel 2 satellite was downloaded from the website of the European Space Agency. In ENVI software, the pre-processing operation was performed on the satellite image. Then, in the eCognition software, the segmentation process was performed based on the appropriate scale, shape factor, and compression factor with the aim of producing image objects. After segmenting and converting the image into image objects, using machine learning classifiers based on object-oriented processing of satellite images including Bayes classification algorithms, k-nearest neighbor, support vector machine, decision tree and random trees, the classification process was carried out and maps of urban physical development area were produced. After the segmentation operation and the production of visual objects, three classes of built-up urban land, vegetation and barren land were defined, and some of the built objects in the segmentation stage were selected as training points and some were selected as ground Truth points.

Results & Discussion

After downloading the satellite image from the website of the European Space Organization, in order to apply the radiometric correction of the image and also with the aim of matching the value of the gray levels of the image with the value of the real pixels of the terrestrial reflection, the gray levels are converted to radiance and then, using

atmospheric correction, to coefficients. They became terrestrial reflections. In order to apply radiometric correction, Radiometric Calibration tool was used, and to apply atmospheric correction, FLAASH model was used in ENVI software. In order to classify the satellite image based on machine learning algorithms based on object-based processing, eCognition software was used. The satellite image of the study area, which was pre-processed and saved in TIFF format, was called in the environment of this software and saved as a project. In order to produce visual objects, segmentation operations were performed in different scales, shape factor and compression ratio to reach the most appropriate segmentation mode. In this step, the multiple resolution segmentation method was used to segment the image. The most appropriate segmentation included the scale of 100 and the shape factor of 0.6 and the compression factor of 0.4. Because in scales higher than 100, the construction of the visual object was not done correctly, so that several distinct complications were placed in one piece, and in scales less than 100, in some cases, one complication was placed in several pieces. In order to classify the generated image objects, machine learning algorithms were defined separately and after training each algorithm, the classification operation was performed. In this step, the classification was done based on the nearest neighbor method and by selecting the average and standard deviation parameters for each image band. After producing a map of the city physical development range through machine learning classifiers based on object-based processing of satellite images, the classification accuracy of each of the used algorithms was calculated. In order to calculate the accuracy of the above algorithms in eCognition software, using selected ground Truth control points, the overall accuracy and kappa coefficient were calculated for each of the algorithms.

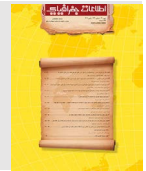
Conclusion

Based on the results of the research, it is possible to produce a map of Hamedan's urban physical development using machine learning algorithms based on object-based processing of satellite images with acceptable accuracy. Also, among all the algorithms used in this research, k-nearest neighbor with overall accuracy of 97% and kappa coefficient of 0.96 provided more accuracy.



فصلنامه علمی - پژوهشی

اطلاعات جغرافیایی (سپهر) دوره ۳۳، شماره ۱۳۱، پاییز ۱۴۰۳



مقاله پژوهشی

صفحات ۲۲ - ۷

doi: <https://doi.org/10.22131/SEPEHR.2024.2012503.3024>

مقایسه کار آیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین

در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای

ابوالفضل قنبری^{۱*}، مصطفی موسی‌پور^۲، هابیل خرمی حسین حاجلو^۳، حسین انوری^۴

- ۱- (*نویسنده مسئول) استاد گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران a_ghanbari@tabrizu.ac.ir
- ۲- دانشجوی دکتری سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران m.mostafagisrs@tabrizu.ac.ir
- ۳- دانشجوی دکتری سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران habilkhorrami@yahoo.com
- ۴- دانشجوی دکتری سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران dr.hosseinanvari_gis@tabriz.ac.ir

چکیده

توسعه فیزیکی مناطق شهری یکی از محرک‌های اصلی تغییرات جهانی است که تأثیرات مستقیم و غیرمستقیم مهمی بر شرایط محیطی و تنوع زیستی دارد. استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور، یکی از رویکردهای جدید در برنامه‌ریزی شهری محسوب می‌شود. پژوهش حاضر با هدف مقایسه کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از تصویر ماهواره سنتینل ۲ انجام شده است. در این راستا، فرایند قطعه‌بندی براساس مقیاس، ضریب شکل و ضریب فشردگی مناسب با هدف تولید اشیاء تصویری انجام شد. پس از قطعه‌بندی و تبدیل تصویر به اشیاء تصویری، با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای شامل الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کننده بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی، فرایند طبقه‌بندی انجام و نقشه‌های محدوده توسعه فیزیکی شهری تولید شد. در نهایت، مقدار دقت هر کدام از نقشه‌های تولید شده محاسبه شد. براساس نتایج تحقیق، امکان تولید نقشه محدوده توسعه فیزیکی شهری همدان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای با دقت قابل قبول وجود دارد. به طوری که طبقه‌بندی‌کننده بیز دارای دقت کلی ۹۶ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۵، k - نزدیک‌ترین همسایه دارای دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۶، ماشین بردار پشتیبان دارای دقت کلی ۹۶ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۵، درخت تصمیم‌گیری دارای دقت کلی ۹۵ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ و درخت‌های تصادفی دارای دقت کلی ۹۵ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۴ بودند. لذا 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 نمود.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:

۱۴۰۲/۰۷/۱۱

تاریخ آخرین بازنگری:

۱۴۰۲/۰۹/۲۳

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۲/۱۱/۰۶

تاریخ انتشار:

۱۴۰۲/۱۲/۰۲

واژه‌های کلیدی:

سنجش از دور؛

یادگیری ماشین؛

سنتینل ۲؛

شیء‌گرا؛

همدان

استناد به این مقاله:

قنبری، ا؛ موسی‌پور، م؛ خرمی حسین حاجلو، ه؛ انوری، ح (۱۴۰۳). مقایسه کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای. فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر) ۳۳ (۱۳۱)، ۲۲-۷

۱- مقدمه

در برنامه‌ریزی شهری، استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور^۱ است. در فرایند دورسنجی با استفاده از عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای به بررسی الگوهای مکانی - زمانی مناطق شهری پرداخته می‌شود و در سال‌های اخیر در مطالعات شهری به وفور مورد استفاده قرار گرفته است. در حال حاضر تعدادی از مطالعات و مدل‌ها در رابطه با فرم‌های شهری و رشد شهری با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی به ویژه برای نقشه‌برداری، پایش، اندازه‌گیری و تحلیل تراکم و پراکندگی مناطق شهری انجام می‌شود (Azhdari et al., 2018:164).

مطالعات شهری، پیوسته به دنبال رویکردهای نوآورانه از نظر داده‌ها و روش‌شناسی برای رسیدگی به چالش‌های شهری هستند. ظهور تکنیک‌های سنجش از دور و یادگیری ماشین^۲، فرصتی جدید و امیدوارکننده برای نظارت و تجزیه و تحلیل دقیق و کارآمد مسائل شهری در راستای دستیابی به توسعه پایدار ارائه می‌دهد. داده‌های سنجش از دور اطلاعات فضایی و طیفی فراوانی را ارائه می‌کنند. لذا این اطلاعات می‌توانند در سطوح کلان، درکی از مسائل شهری ارائه نمایند (Li et al., 2023:1). نحوه پردازش داده‌های سنجش از دور عامل مهمی در طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای محسوب می‌شود. فرایند پردازش تصاویر ماهواره‌ای را در حالت کلی می‌توان به دو رویکرد تجزیه و تحلیل تصویر مبتنی بر پیکسل^۳ و تجزیه و تحلیل تصویر مبتنی بر شیء^۴ تقسیم‌بندی نمود. تکنیک تجزیه و تحلیل مبتنی بر پیکسل در سطح 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 بر روی گروه همگنی از پیکسل‌ها، با در نظر گرفتن ویژگی‌های فضایی پیکسل‌ها انجام می‌شود (N. Wu et al., 2023:2). در رویکرد تجزیه و تحلیل مبتنی بر شیء، تصویر در فضای شیء پردازش می‌شود نه

شهرنشینی یک فرآیند جهانی است و در کشورهای در حال توسعه با سرعت فزاینده‌ای در حال رشد است و به طور مداوم الگوهای کاربری زمین را تغییر می‌دهد (Gupta et al., 2023:2). فضای شهری مهم‌ترین سازه مکانی ساخته شده توسط انسان در سطح سیاره زمین است. تاریخ توسعه شهری نشان‌دهنده مسیر توسعه انسانی، تکامل نظام سیاسی و پیشرفت‌های تکنولوژیکی، فنی و صنعتی است (Yu & Fang, 2023:1). شهرنشینی یکی از مهم‌ترین فعالیت‌های بشری محسوب می‌شود که تأثیرات شگرفی بر محیط زیست در مقیاس‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی دارد. به طوری که گسترش شهرنشینی و رشد آن باعث تغییر در کاربری و الگوی پوشش زمین شده است (Alwedyan, 2022:253).

ماهیت پویای مناطق شهری در سراسر جهان نشان‌دهنده این موضوع است که آینده سیاره زمین یک آینده شهری است. مناطق شهری در سراسر جهان به‌ویژه در کشورهای کمتر توسعه یافته در وضعیت پایداری قرار ندارند و در آن‌ها گرایش زیادی به سمت گسترش و رشد شهری مشاهده می‌شود (Shehu et al., 2023:112). توسعه فیزیکی مناطق شهری یکی از محرک‌های اصلی تغییرات جهانی است که تأثیرات مستقیم و غیرمستقیم مهمی بر شرایط محیطی و تنوع زیستی دارد. در فرایند توسعه فیزیکی شهر به دلیل تبدیل اکوسیستم‌های طبیعی و نیمه‌طبیعی به سطوح غیرقابل نفوذ، اغلب تغییرات زیست‌محیطی برگشت‌ناپذیر به وجود می‌آید. توسعه فیزیکی شهری، شرایط محیطی را تغییر می‌دهد و به طور مستقیم چند فرآیند اکوسیستمی مانند تعادل هیدرولوژیکی، چرخه بیوژئوشیمیایی، دمای سطح زمین و شرایط اقلیمی محلی را تغییر می‌دهد (Marzialetti et al., 2023:2). براساس داده‌های سازمان ملل متحد، ۵۵ درصد از جمعیت جهان در مناطق شهری زندگی می‌کنند و انتظار می‌رود تا سال ۲۰۵۰ این مقدار به ۶۸ درصد افزایش یابد. برهمین اساس تقریباً از هر ۱۰ نفر در جهان ۷ نفر در شهرها زندگی می‌کنند (Lun et al., 2023:1). یکی از رویکردهای جدید

1- Remote Sensing

2- Machine Learning

3- Pixel-Based

4- Object-Based

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۱۱)

مقایسه کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین در استخراج محدوده توسعه فیزیکی ... / ۱۱

لفولبه^۳ و همکاران (۲۰۲۲) اقدام به مقایسه عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کننده یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان^۴، جنگل تصادفی^۵، بیز ساده^۶ و k-نزدیک‌ترین همسایه^۷ برای استخراج مناطق شهری شهر کپ‌تاون نموده و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم k-نزدیک‌ترین همسایه دارای دقت بیشتری بوده است (Lefulebe et al., 2022).

عربی علی‌آباد و همکاران (۲۰۲۲) به مقایسه کارآیی رویکردهای مبتنی بر پردازش پیکسل پایه تصاویر ماهواره‌ای (الگوریتم‌های حداکثر احتمال^۸، کمترین فاصله^۹، فاصله ماحالانوبیس^{۱۰} و نقشه بردار زاویه طیفی^{۱۱} و رویکردهای مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای (الگوریتم‌های بیز^{۱۲}، ماشین بردار پشتیبان، k-نزدیک‌ترین همسایه، درخت تصمیم‌گیری^{۱۳} و جنگل تصادفی) در توانایی شناسایی اراضی ساخته شده شهری یزد پرداختند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم k-نزدیک‌ترین همسایه شیء‌گرا با ضریب کاپای ۰/۹۳ دارای دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها بوده است (Arabi Aliabad et al., 2022).

اوما^{۱۴} و همکاران (۲۰۲۳) با استفاده از داده‌های ماهواره لندست و طبقه‌بندی‌کننده‌های درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه^{۱۵}، اقدام به استخراج اراضی ساخته شده شهری شهر گابرون در کشور بوتسوانا نمودند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم جنگل تصادفی در تحقیق آن‌ها دارای کارآیی بیشتری بوده است (Ouma et al., 2023).

در فضای پیکسل. بنابراین به دلیل استفاده از شیء به جای 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).

یکی از مشکلات اساسی در سنجش از دور شهری، ناهمگون بودن محیط فیزیکی شهری است. محیط شهری معمولاً شامل سازه‌های ساخته شده از قبیل ساختمان‌ها و شبکه‌های حمل و نقل شهری، چندین نوع پوشش گیاهی متفاوت از قبیل مناطق کشاورزی، باغ‌ها و همچنین بایر و توده‌های آبی است (Herold et al., 2002:1443). به همین دلیل در رویکرد پردازش پیکسل پایه، وجود ناهمگونی در محیط بیوفیزیکی شهری باعث ایجاد اختلاط طیفی و همچنین شباهت‌های طیفی در عملیات طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای می‌شود، به نحوی که در مکانی که یک پیکسل با پیکسل‌های محیط اطراف خود تفاوت داشته باشد باعث ایجاد نوفه فلفل - نمکی^۱ می‌شود (Hartoni et al., 2022:514). با توجه به مشکلات موجود در رویکرد پردازش پیکسل پایه، هدف از پژوهش حاضر، مقایسه دقت الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از تصویر ماهواره سنتینل^۲ است.

در این پژوهش برای اولین بار به مقایسه کارآیی الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان با استفاده از تصویر ماهواره سنتینل^۲ پرداخته شده است که این امر جنبه نوآوری پژوهش را توجیه می‌کند. محققان برای تعیین مناسب‌ترین و دقیق‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای استخراج مناطق شهری، طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف را براساس عملکرد و میزان دقت آن‌ها مورد بررسی قرار داده‌اند که در اینجا می‌توان به مواردی از آن‌ها اشاره نمود.

3- Lefulebe

4- Support Vector Machine (SVM)

5- Random Forest (RF)

6- Naive Bayes (NB)

7- K-Nearest Neighbors (KNN)

8- Maximum Likelihood

9- Minimum Distance

10- Mahalanobis Distance

11- Spectral Angle Mapping (SAM)

12- Bayes

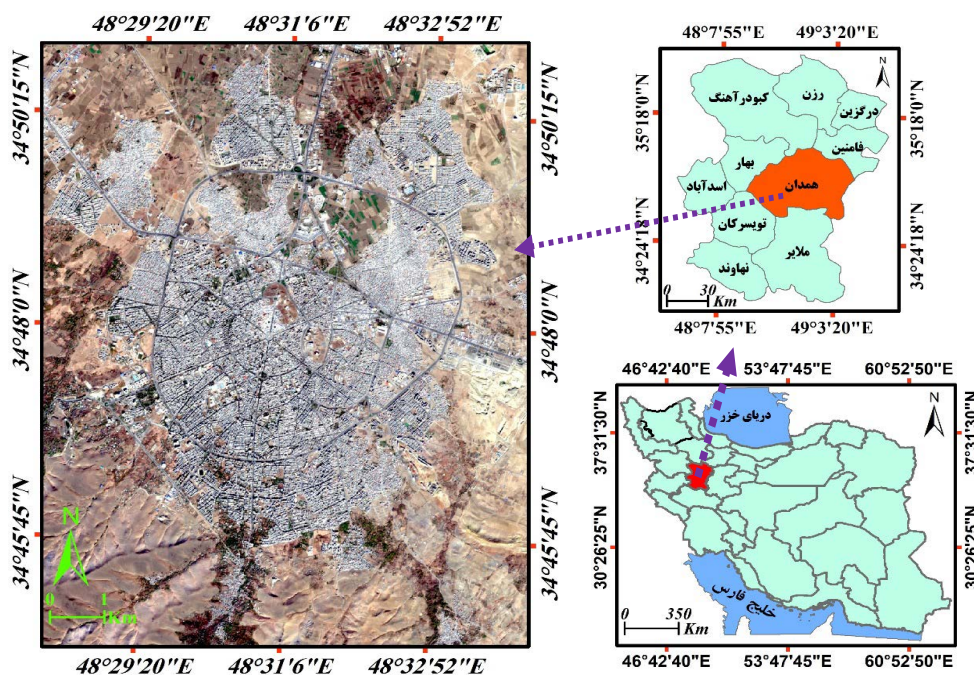
13- Decision Tree (DT)

14- Ouma

15- Multilayer Perceptron Neural Network (MLP)

1- Salt and Pepper Noise

2- Sentinel 2



نگاره ۱: محدوده منطقه مورد مطالعه

همدان از نظر طبیعی در یک منطقه کوهستانی واقع شده است. سلسله جبال الوند در جنوب این شهر قرار گرفته و ارتفاع بلندترین قله آن از سطح دریا ۳۵۷۴ متر است. همدان از شمال به شهرستان‌های فامنین و کبودرآهنگ، از جنوب به تویسرکان و ملایر، از شرق به استان مرکزی و از غرب به شهرستان بهار محدود می‌شود (موسی‌پور و همکاران، ۱۳۹۷: ۱۰۷). نگاره ۱ موقعیت شهر همدان در ایران و استان همدان را نشان می‌دهد.

چاودری^۱ (۲۰۲۳)، کارایی روش‌های حداکثر احتمال سنتی، الگوریتم‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان مبتنی بر یادگیری ماشین و همچنین الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی^۲ یادگیری عمیق را برای استخراج اراضی ساخته شده شهری شهر داکا در بنگلادش مورد مقایسه قرار داد. مطالعه این محقق بیانگر بالاتر بودن مقدار دقت الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی یادگیری عمیق نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد استفاده است (Chowdhury, 2024).

۳- داده‌های مورد استفاده و روش تحقیق

داده سنجش از دوری مورد استفاده در این تحقیق، 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 تاریخ اول شهریور ۱۴۰۲ شهر همدان است. تصویر ماهواره‌ای مورد نظر از سایت سازمان فضایی اروپا^۳ به آدرس اینترنتی <https://scihub.copernicus.eu> با شناسه

۲- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه این پژوهش، شهر همدان است. این شهر در ناحیه میانی استان همدان و در گستره‌ای به مساحت ۴۰۸۴ کیلومتر مربع، معادل ۲۱ درصد از مساحت استان را تشکیل می‌دهد. این شهر، در محدوده مدار ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه طول شرقی و نصف‌النهار ۳۴ درجه و ۵۲ دقیقه عرض شمالی قرار دارد.

1- Chowdhury

2- Artificial Neural Network (ANN)

3- European Space Agency (ESA)

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۳۳)

مقایسه کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین در استخراج محدوده توسعه فیزیکی ... / ۱۳

پس از بارگیری تصویر ماهواره‌ای مورد نظر، در محیط نرم‌افزار ENVI 5.6 با استفاده از فایل متادیتای تصویر با فرمت XML، تصویر مورد نظر فراخوانی شد و باندهای ۱۰ متری تصویر، انتخاب و با استفاده از شیپ فایل منطقه مورد مطالعه برش داده شد و تصویر خروجی با فرمت TIFF ذخیره شد. به منظور قطعه‌بندی و طبقه‌بندی از نرم‌افزار ایکاگنیشن^۱ استفاده شد. بنابراین برای انجام این فرایند، ابتدا تصویر دارای فرمت TIFF به صورت یک پروژه در نرم‌افزار ایکاگنیشن تعریف شد. برای رسیدن به قطعه‌بندی بهینه، عملیات قطعه‌بندی با مقیاس‌ها، ضریب شکل‌ها و ضریب فشردگی‌های مختلف انجام شد. پس از انتخاب مقیاس، ضریب شکل و ضریب فشردگی مناسب، با استفاده از عملیات قطعه‌بندی، اشیاء تصویری تولید شد و سپس نسبت به ایجاد کلاس‌های مورد نظر اقدام و پس از آن نقاط آموزشی هر کلاس مشخص شدند. در این مرحله به منظور اجرای فرایند طبقه‌بندی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای انتخاب و نسبت به یادگیری هر الگوریتم براساس نقاط تعلیماتی اقدام شد. پس از فرایند یادگیری و آموزش هر الگوریتم براساس نقاط آموزشی، فرایند طبقه‌بندی تصویر انجام شد. در مرحله پس‌پردازش، با استفاده از فیلتر اکثریت^۲ با ابعاد ۳ در ۳ پیکسل، پیکسل‌های منفردی که باعث ایجاد نوفه در فرایند طبقه‌بندی شده بودند حذف شدند. سپس با استفاده از نقاط نمونه واقعیت زمینی، ارزیابی دقت برای هر کدام از نقشه‌های تولیدی انجام شد. در نهایت با استفاده از نرم‌افزار Arc map، عملیات کارتوگرافیکی برای به دست آوردن نقشه‌های نهایی انجام شد. نگاره ۲ نشان‌دهنده روند انجام تحقیق است.

S2A_MSIL2A_20230823T072621_N0509_R049_

T39STU_20230823T120800 بارگیری شد.

ماهواره سنتینل ۲ بخش بسیار مهمی از برنامه فضایی موسوم به کوپرنیک متعلق به سازمان فضایی اروپا است که امکان مشاهده پدیده‌های زمینی به شکل چندطیفی با قدرت تفکیک مکانی متوسط را فراهم نموده است. پروژه سنتینل ۲ دو سری ماهواره به نام‌های سنتینل 2A و سنتینل 2B دارد. به همین دلیل این دو ماهواره امکان ثبت تصویر از عوارض زمینی با قدرت تفکیک زمانی پنج روزه، بین عرض‌های جغرافیایی ۵۶ درجه جنوبی تا ۸۴ درجه شمالی را فراهم کرده‌اند. ماهواره سنتینل ۲ دارای ۱۳ باند طیفی است 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 هستند. (J. Wu et al., 2023:16). جدول ۱ مشخصات باندهای ماهواره سنتینل ۲ را نشان می‌دهد.

جدول ۱: مشخصات باندهای ماهواره سنتینل ۲ (J. Wu et al., 2023:17)

شماره باند	نام باند	طول موج (نانومتر)	قدرت تفکیک مکانی (متر)
B1	Coastal	۴۴۳	۶۰
B2	Blue	۴۹۰	۱۰
B3	Green	۵۶۰	۱۰
B4	Red	۶۶۵	۱۰
B5	Red Edge 1	۷۰۵	۲۰
B6	Red Edge 2	۷۴۰	۲۰
B7	Red Edge 3	۷۸۳	۲۰
B8	NIR	۸۴۲	۱۰
B8a	NIR-narrow	۸۶۵	۲۰
B9	Water vapor	۹۴۰	۶۰
B10	Cirrus	۱۳۷۵	۶۰
B11	SWIR-1	۱۶۱۰	۲۰
B12	SWIR-2	۲۱۹۰	۲۰

1- eCognition

2- Majority

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۱۵)

مقایسه کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین در استخراج محدوده توسعه فیزیکی ... / ۱۵

اگر داده‌ها به صورت غیرخطی باشند از توابع هسته^۲ استفاده می‌شود. تابع هسته برای حل مسائل غیرخطی برای یافتن یک ابرصفحه بهینه برای جداسازی داده‌ها استفاده می‌شود.
(Akin, 2023:9404)

۴-۱-۴-۱ - طبقه‌بندی‌کننده درخت تصمیم‌گیری (DT)

طبقه‌بندی‌کننده درخت تصمیم‌گیری یکی از طبقه‌بندی‌کننده‌های چندمرحله‌ای است که در واقع نمایشی از شاخه‌ها و گره‌هاست که هر گره به مجموعه‌ای از پاسخ‌های ممکن منتهی می‌شود. این طبقه‌بندی‌کننده، روشی برای نشان دادن حدآستانه‌هایی است که به یک رده یا مقدار منتهی می‌شوند 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، 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 طبقه‌بندی‌کننده مطلوب بسیار دشوار خواهد بود. کارآیی و صحت طبقه‌بندی در این روش به انتخاب شاخه‌ها بستگی دارد (رقیعی و همکاران، ۱۳۹۱: ۱۰۰).

۴-۱-۴-۵ - طبقه‌بندی‌کننده درخت‌های تصادفی (RT)

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

وقوع رویداد A و P(B)، احتمال وقوع رویداد B است
(Tariq et al., 2023:5)

۴-۱-۲ - طبقه‌بندی‌کننده K- نزدیک‌ترین همسایه (KNN)

طبقه‌بندی‌کننده K- نزدیک‌ترین همسایه یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مبتنی بر نمونه‌های آموزشی است. 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 نظارت شده 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 براساس 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 محسوب می‌شود (N. Wu et al., 2023:8).

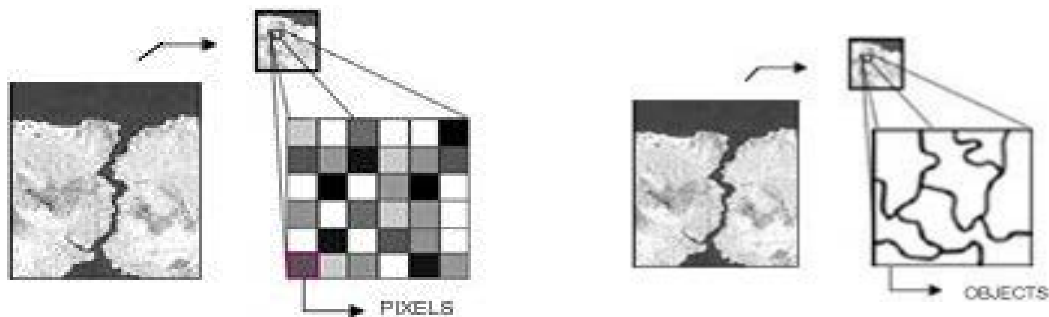
۴-۱-۳ - طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM)

طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان یک روش نظارت شده یادگیری ماشین است که به‌عنوان روشی مؤثر در فضای محاسباتی در ابعاد بالا مطرح شده است که پایه و اساس آن طراحی یک ابرصفحه^۱ بهینه، برای حداکثر نمودن حاشیه بین دو کلاس و جداسازی مجموعه‌ای از داده‌ها به صورت تعدادی مجزا از کلاس‌هایی از پیش تعریف شده توسط نمونه‌های آموزشی است. 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 است (Dang et al., 2022:12). این الگوریتم برای داده‌های قابل جداسازی خطی و غیرخطی استفاده می‌شود.

2- Kernel

3- Nodes

1- hyper-plane



نگاره ۳: پردازش مبتنی بر شیء و پردازش مبتنی بر پیکسل (Uca Avcı et al., 2011:2)

فضایی و شکل موجود در پیکسل‌های مجاور هر پیکسل که می‌توان از آن‌ها برای افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده کرد را نادیده می‌گیرد. به همین دلیل طبقه‌بندی مبتنی بر پیکسل می‌تواند منجر به نوفه فلفل - نمکی شود (Ali et al., 2023:2). بنابراین رویکرد پردازشی مبتنی بر شیء، جایگزینی برای روش‌های مبتنی بر پیکسل است. در این روش پیکسل‌های همگنی که دارای ویژگی‌های طیفی، بافت، شکل، اندازه، رابطه فضایی و سایر ویژگی‌های مشترک هستند به صورت چندین شیء تصویری که با هم همپوشانی ندارند قطع‌بندی می‌شوند. قطع‌بندی تصویر یک مرحله اساسی در پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای است که شامل تبدیل یک تصویر به اشیاء همگن براساس ویژگی‌های طیفی و شکلی در مقیاس‌های مختلف هست (Yang et al., 2023:2600). 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 هستند (Tsarovska, 2023:2). در نگاره ۳ رویکردهای پردازشی پیکسل‌پایه و شیء‌پایه نشان داده شده‌اند.

۵- بحث و یافته‌های تحقیق

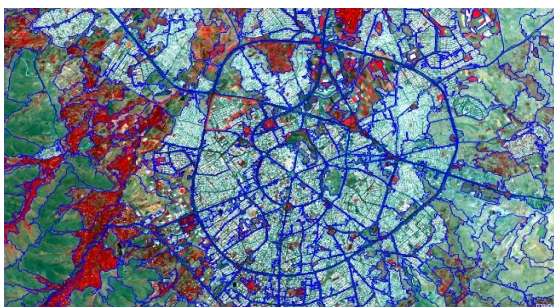
پس از بارگیری تصویر ماهواره‌ای از سایت سازمان فضایی اروپا، به منظور طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای براساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرا، نرم‌افزار ایکاگنیشن مورد استفاده قرار گرفت.

زیادی درخت تصمیم‌گیری ایجاد شده و سپس نتایج تمام درختان برای پیش‌بینی، با هم 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 پایان، نتیجه نهایی طبقه‌بندی براساس رأی اکثریت درختان تصمیم‌گیری تعیین می‌شود (Uddin et al., 2019:3). بنابراین، هر چه درخت تصمیم‌گیری بیشتری در جنگل تصادفی ایجاد شود باعث بالا رفتن دقت پیش‌بینی در فرایند طبقه‌بندی خواهد شد (Yousif & Abdulah, 2022:1187).

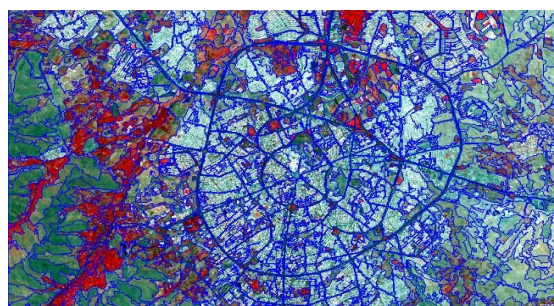
۴-۲- پردازش شیء‌گرای تصاویر ماهواره‌ای (OBIA)^۱

یک تصویر حاصل از تکنیک سنجش از دور شامل ردیف‌ها و ستون‌هایی به نام پیکسل است. پیکسل کوچک‌ترین واحد تصویر و حاوی مقدار بازتاب طیفی اندازه‌گیری شده توسط سنجنده است. نحوه پردازش تصاویر ماهواره‌ای یک عامل مهم و پایه‌ای در فرایند طبقه‌بندی است. براساس نحوه پردازش، به طور کلی طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به دو رویکرد پردازشی مبتنی بر پیکسل و مبتنی بر شیء تقسیم‌بندی کرد. رویکردهای مبتنی بر پیکسل، یک پیکسل را با توجه به ویژگی‌های طیفی آن به یک کلاس اختصاص می‌دهند (Uca Avcı et al., 2011:2). رویکرد پیکسل‌پایه بر پیکسل‌های منفرد تمرکز می‌کند و اطلاعاتی مانند اندازه اشیاء، بافت، رابطه

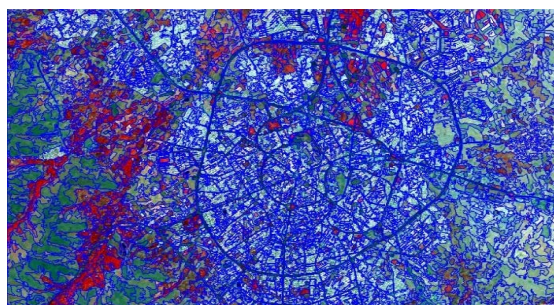
1- Object Based Images Analysis (OBIA)



نگاره ۶: قطعه‌بندی در مقیاس ۱۲۰



نگاره ۷: قطعه‌بندی در مقیاس ۱۰۰



نگاره ۸: قطعه‌بندی در مقیاس ۹۰



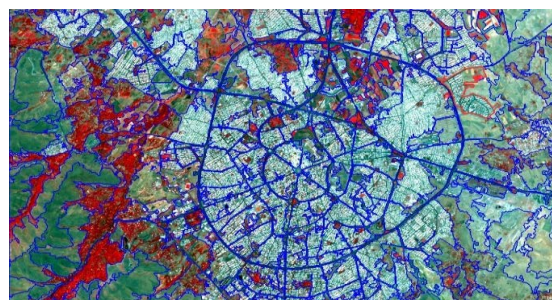
نگاره ۹: میانگین اشیاء تصویری حاصل از قطعه‌بندی بهینه

تصویر ماهواره‌ای منطقه مورد مطالعه که با فرمت TIFF ذخیره شده بود در محیط این نرم‌افزار فراخوانی و به صورت یک پروژه ذخیره شد. برای تولید اشیاء تصویری، عملیات قطعه‌بندی در مقیاس‌ها، ضریب شکل‌ها و ضریب فشردگی‌های مختلف به منظور رسیدن به مناسب‌ترین حالت قطعه‌بندی انجام گرفت. در این مرحله برای قطعه‌بندی تصویر از روش قطعه‌بندی قدرت تفکیک چندگانه^۱ استفاده شد. مناسب‌ترین قطعه‌بندی شامل مقیاس ۱۰۰ و ضریب شکل ۰/۶ و ضریب فشردگی ۰/۴ بود. زیرا در مقیاس‌های بالاتر از ۱۰۰، ساخت شیء تصویری به درستی انجام نمی‌گرفت به طوری که چند عارضه متمایز در یک قطعه قرار می‌گرفتند و در مقیاس‌های کمتر از ۱۰۰ نیز در برخی موارد یک عارضه در چند قطعه قرار می‌گرفت.

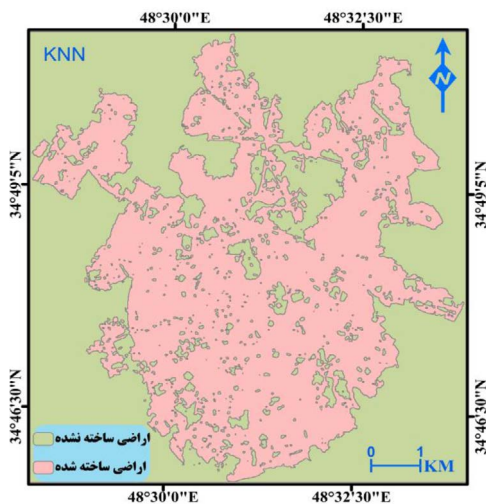
نگاره‌های ۴ الی ۹ نشان دهنده تصویر اصلی منطقه مورد مطالعه در باند مادون قرمز، مقیاس‌های مختلف شامل مقیاس‌های ۱۵۰، ۱۲۰، ۱۰۰ و ۹۰ و همچنین میانگین اشیاء تصویری حاصل از قطعه‌بندی بهینه هستند.



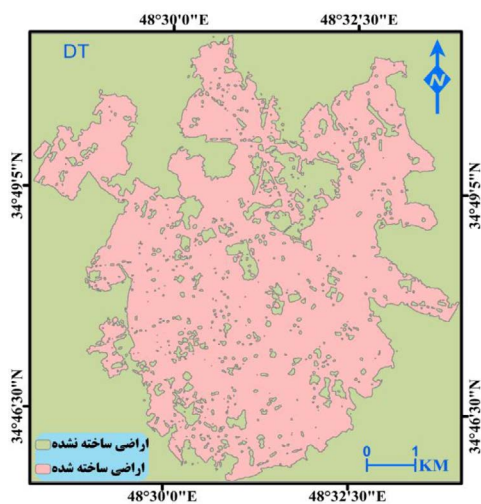
نگاره ۴: تصویر اصلی در باند مادون



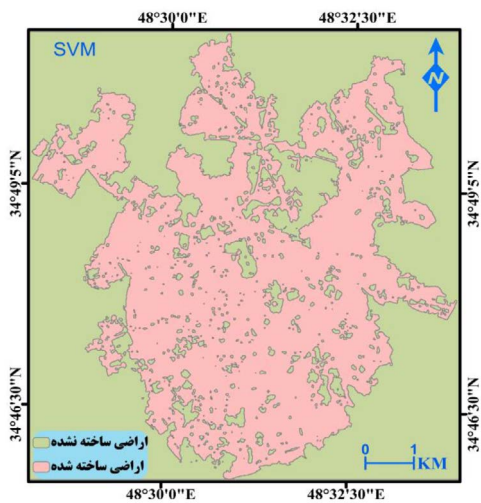
نگاره ۵: قطعه‌بندی در مقیاس ۱۵۰



نگاره ۱۲: نقشه تولید شده از الگوریتم k - نزدیک ترین همسایه

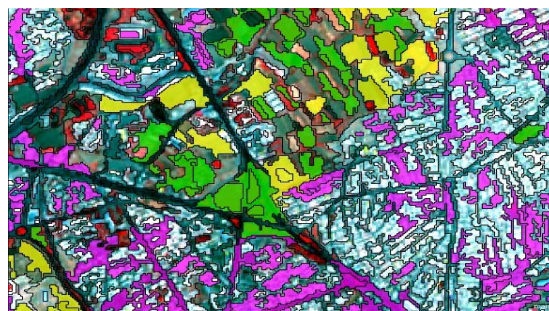


نگاره ۱۳: نقشه تولید شده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان



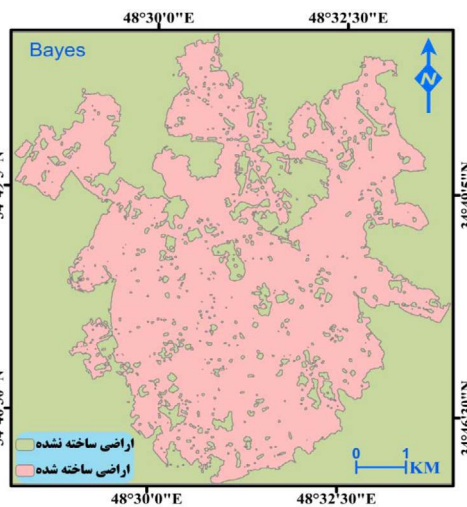
نگاره ۱۴: نقشه تولید شده از الگوریتم درخت تصمیم گیری

پس از انجام عملیات قطعه‌بندی و تولید اشیاء تصویری، سه کلاس اراضی ساخته شده شهری، پوشش گیاهی و اراضی بایر تعریف شدند و تعداد ۷۴ شیء از اشیاء ساخته شده در مرحله قطعه‌بندی به عنوان نقاط آموزشی و تعداد ۵۱ شیء نیز به عنوان نقاط واقعیت زمینی انتخاب شدند. نگاره ۱۰ نشان‌دهنده تعدادی از نقاط انتخابی نمونه‌های آموزشی است.



نگاره ۱۰: نمونه‌های آموزشی ایجاد شده توسط اشیاء تصویری

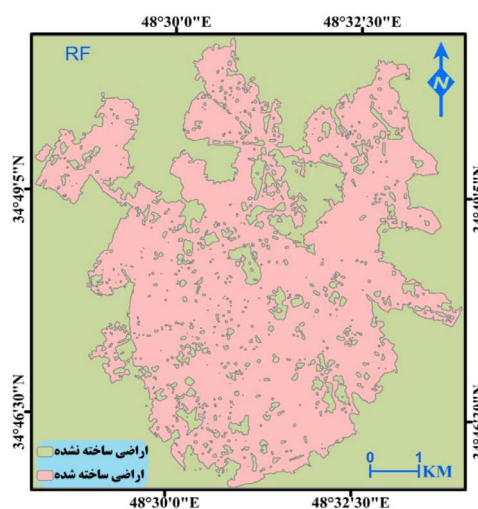
به منظور طبقه‌بندی اشیاء تصویری تولید شده، الگوریتم‌های یادگیری ماشین به صورت جداگانه تعریف و پس از آموزش هر الگوریتم، عملیات طبقه‌بندی انجام شد. در این مرحله، طبقه‌بندی براساس روش نزدیک‌ترین همسایگی و با انتخاب پارامترهای میانگین و انحراف معیار برای هر باند تصویر انجام شد. نگاره‌های ۱۱ الی ۱۵ نشان‌دهنده نقشه‌های تولید شده الگوریتم‌های بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی هستند.



نگاره ۱۱: نقشه تولید شده از الگوریتم بیز

۶ - نتیجه‌گیری

در این تحقیق کارآیی طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای شامل الگوریتم‌های طبقه‌بندی‌کننده بیز، k - نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری و درخت‌های تصادفی در استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر همدان مورد مقایسه قرار گرفتند. برای این منظور از باندهای دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر ماهواره سنتینل ۲ شامل باندهای ۲ (آبی)، ۳ (سبز)، ۴ (قرمز) و ۸ (مادون قرمز نزدیک) استفاده شد. با استفاده از تکنیک قطعه‌بندی، تصویر ماهواره‌ای منطقه مورد مطالعه از حالت تک پیکسلی به اشیاء تصویری همگن تبدیل و با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای عملیات طبقه‌بندی انجام شد. پس از محاسبه دقت نقشه‌های تولیدی مشخص شد که با استفاده از تصاویر چند طیفی دارای قدرت تفکیک ۱۰ متری ماهواره سنتینل ۲، امکان تولید نقشه محدوده توسعه فیزیکی شهری همدان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای با دقت قابل قبول وجود دارد. زیرا همه الگوریتم‌های مورد استفاده، کارآیی لازم برای طبقه‌بندی و تولید نقشه محدوده توسعه فیزیکی همدان را داشتند. همچنین براساس نتایج تحقیق، از بین کلیه الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق، k - نزدیک‌ترین همسایه (KNN) با دقت کلی ۹۷ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۶ مقدار دقت بیشتری را ارائه نمود. به نظر می‌رسد دلیل دستیابی به دقت بالا در طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای، استفاده از اطلاعات مربوط به شکل، بافت، تن، ویژگی‌های هندسی و موقعیت در فرایند قطعه‌بندی و طبقه‌بندی است. نتایج این تحقیق همسو با نتایج تحقیق لغولبه و همکاران (۲۰۲۲) و عربی علی‌آباد و همکاران (۲۰۲۲) است. به طوری که نتایج تحقیق این منابع نیز دلالت بر توانایی استخراج نقشه محدوده فیزیکی شهر با استفاده از الگوریتم‌های پردازش شیء‌گرایی



نگاره ۱۵: نقشه تولید شده از الگوریتم درخت‌های تصادفی

پس از تولید نقشه محدوده توسعه فیزیکی شهر از طریق طبقه‌بندی‌کننده‌های یادگیری ماشین مبتنی بر پردازش شیء‌گرایی تصاویر ماهواره‌ای، اقدام به محاسبه دقت طبقه‌بندی هر کدام از الگوریتم‌های مورد استفاده شد. برای 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 شد. جدول ۲ نمایانگر دقت کلی و ضریب کاپای به دست آمده در این تحقیق است.

جدول ۲: ضریب کاپا و دقت کلی به دست آمده برای هر الگوریتم

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

References

1. Akin, 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>
- 2 - Ali, A., Dunlop, P., Coleman, S., Kerr, D., McNabb, R. W., & Noormets, R. (2023). Glacier area changes in Novaya Zemlya from 1986–89 to 2019–21 using object-based image analysis in Google Earth Engine. *Journal of Glaciology*, 1-12. <https://doi.org/10.1017/jog.2023.18>
- 3 - 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.11.1_253
- 4 - Arabi Aliabad, F., Malamiri, H. R. G., Shojaei, S., Sarsangi, A., Ferreira, C. S. S., & Kalantari, Z. (2022). Investigating the Ability to Identify New Constructions in Urban Areas Using Images from Unmanned Aerial Vehicles, Google Earth, and Sentinel-2. *Remote Sensing*, 14(13), 3227. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/13/3227>
- 5 - 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>
- 6 - 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>
- 7 - 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>
- 8 - Chowdhury, M. S. (2024). Comparison of accuracy and reliability of random forest, support vector machine, artificial neural network and maximum likelihood

تصاویر ماهواره‌ای با دقت بالا دارند. نتایج تحقیق حاضر می‌تواند در سازمان‌هایی که با مطالعات و مسائل شهری سروکار دارند برای برآورد محدوده توسعه فیزیکی شهر مورد استفاده قرار گیرد.

۷ - پیشنهادات

به منظور ارزیابی امکان‌سنجی تولید نقشه‌های دارای دقت بیشتر در موضوع استخراج محدوده توسعه فیزیکی شهر با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به پژوهشگران علاقه‌مند حوزه سنجش از دور شهری راهکارهای ذیل پیشنهاد می‌شود:

- ترکیب نمودن تصاویر چند طیفی نوری^۱ ماهواره سنتینل ۲ با تصاویر حرارتی و راداری.
- مقایسه الگوریتم‌های یادگیری عمیق^۲ و طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین شیء‌گرا.
- استفاده از داده‌های سنجنده‌های دارای قدرت تفکیک مکانی بهتر.
- به کارگیری طبقه‌بندی کننده‌های یادگیری ماشین شیء‌گرا در سایر جنبه‌های کاربردی مطالعات شهری مانند پیش تغییرات کاربری اراضی شهری، استخراج شبکه‌های ارتباطی شهری، برنامه‌ریزی فضای سبز شهری، پیش تغییرات توسعه و رشد فیزیکی شهر و استخراج توده‌های آبی شهری.

۸- تعارض منافع

در این پژوهش حامی مالی و تعارض منافی وجود ندارد.

1- Optical

2- Deep learning

Types Classification Using Integrated SAR and Optical Images in Nonthaburi, Thailand. *Sustainability*, 15(2), 1051. <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/2/1051>

17 - Marzioletti, 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>

18- Musapour, Mustafa. Hosseini, Seyed Akbar. Cleanliness, blossoming. (2017). Evaluation of the impact of meteorological drought phenomenon on the vegetation of Hamedan city using remote sensing and geographic information system, National conference on water shortage crisis and solutions, Payam Noor University, Kabudarahang Center, May 2017, 61-69.. (In persian)

19 - Ouma, Y. O., Keitsile, A., Nkwae, B., Odirile, P., Moalafhi, D., & Qi, J. (2023). Urban land-use classification using machine learning classifiers: comparative evaluation and post-classification multi-feature fusion approach. *European Journal of Remote Sensing*, 56(1), 2173659. <https://doi.org/10.1080/22797254.2023.2173659>

20- 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..200885362.1391.23..68>. (In persian)

21 - Shehu, P., Rikko, L. S., & Azi, M. B. (2023). Monitoring urban growth and changes in land use and land cover: a strategy for sustainable urban development. *International Journal of Human Capital in Urban Management*, 8(1), 111-126. <https://doi.org/10.22034/ijhcum.2023.01.09>

22 - 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/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13212>

23 - Temitope Yekeen, S., & Balogun, A.-L. (2020). *Advances in Remote Sensing Technology, Machine*

method in land use/cover classification of urban setting. *Environmental Challenges*, 14, 100800. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.envc.2023.100800>

9 - 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>

10 - Gupta, R., Sharma, M., Singh, G., & Joshi, R. K. (2023). Characterizing urban growth and land surface temperature in the western himalayan cities of India using remote sensing and spatial metrics [Original Research]. *Frontiers in Environmental Science*, 11. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1122935>

11 - Hartoni, H., Siregar, V. P., Wouthuyzen, S., & Agus, S. B. (2022). Object based classification of benthic habitat using Sentinel 2 imagery by applying with support vector machine and random forest algorithms in shallow waters of Kepulauan Seribu, Indonesia. *Biodiversitas Journal of Biological Diversity*, 23(1).

12 - Herold, M., Scepan, J., & Clarke, K. C. (2002). The Use of Remote Sensing and Landscape Metrics to Describe Structures and Changes in Urban Land Uses. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 34(8), 1443-1458. <https://doi.org/10.1068/a3496>

13 - Lefulebe, B. E., Van der Walt, A., & Xulu, S. (2022). Fine-Scale Classification of Urban Land Use and Land Cover with PlanetScope Imagery and Machine Learning Strategies in the City of Cape Town, South Africa. *Sustainability*, 14(15), 9139. <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/15/9139>

14 - 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>

15 - 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>

16 - Lun, N. S., Chaudhary, S., & Ninsawat, S. (2023). *Assessment of Machine Learning Methods for Urban*

- 30 - 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/https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2022.12.017>
- 31 - 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>
- 32 - 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>
- 33 - 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>
- 34 - Yu, D., & Fang, C. (2023). Urban Remote Sensing with Spatial Big Data: A Review and Renewed Perspective of Urban Studies in Recent Decades. *Remote Sensing*, 15(5), 1307. <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/5/1307>
- 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>
- 24 - 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>
- 25- Tsarovska, Y. (2023). Application of object-oriented image classification in urban areas. *AIP Conference Proceedings*, 2887(1). <https://doi.org/10.1063/5.0158342>
- 26- Turkashund, Mohammad Qasim. Musapour, Mustafa. (1400). Evaluating the efficiency of support vector machine kernel functions and object-oriented fuzzy operators in estimating the 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)
- 27 - Uca Avci, 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.
- 28 - 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>
- 29 - Upreti, A. (2022). Machine Learning Application in G.I.S. and Remote Sensing: An Overview. In *Preprints: Preprints*.

COPYRIGHTS

©2024 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 3.0 Unported \(CC BY-ND 3.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/3.0/)

