

Research Article

Vol. 13, No. 4, 2023, p. 493-508

Fusion of Multispectral and Radar Images to Enhance Classification Accuracy and Estimate the Area under Various Crops Cultivation

M. Saadikhani¹, M. M. Maharlooeei^{2*}, M. A. Rostami³, M. Edalat⁴

1- MSc Student in Biosystems Mechanical Engineering, Department of Biosystems Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

2- Associate Professor, Department of Biosystems Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

3- Assistant Professor, Agricultural Engineering Research Department, Fars Agricultural and Resource Research and Education Center, AREEO, Shiraz, Iran

4- Associate Professor, Department of Agronomy and Plant Breeding, Shiraz University, Shiraz, Iran

(*- Corresponding Author Email: maharlooeei@uk.ac.ir)

Received: 25 August 2022

Revised: 26 October 2022

Accepted: 08 November 2022

Available Online: 21 November 2022

How to cite this article:

Saadikhani, M., Maharlooeei, M. M., Rostami, M. A., & Edalat, M. (2023). Fusion of Multispectral and Radar Images to Enhance Classification Accuracy and Estimate the Area under Various Crops Cultivation. *Journal of Agricultural Machinery*, 13(4), 493-508. (in Persian with English abstract). <https://doi.org/10.22067/jam.2022.78446.1123>

Introduction


Remote sensing is defined as data acquisition about an object or a phenomenon related to a geographic location without physical. The use of remote sensing data is expanding rapidly. Researchers have always been interested in accurately classifying land coverage phenomena using multispectral images. One of the factors that reduces the accuracy of the classification map is the existence of uneven surfaces and high-altitude areas. The presence of high-altitude points makes it difficult for the sensors to obtain accurate reflection information from the surface of the phenomena. Radar imagery used with the digital elevation model (DEM) is effective for identifying and determining altitude phenomena. Image fusion is a technique that uses two sensors with completely different specifications and takes advantage of both of the sensors' capabilities. In this study, the feasibility of employing the fusion technique to improve the overall accuracy of classifying land coverage phenomena using time series NDVI images of Sentinel 2 satellite imagery and PALSAR radar imagery of ALOS satellite was investigated. Additionally, the results of predicted and measured areas of fields under cultivation of wheat, barley, and canola were studied.

Materials and Methods

Thirteen Sentinel-2 multispectral satellite images with 10-meter spatial resolution from the Bajgah region in Fars province, Iran from Nov 2018 to June 2019 were downloaded at the Level-1C processing level to classify the cultivated lands and other phenomena. Ground truth data were collected through several field visits using handheld GPS to pinpoint different phenomena in the region of study. The seven classes of distinguished land coverage and phenomena include (1) Wheat, (2) Barley, (3) Canola, (4) Tree, (5) Residential regions, (6) Soil, and (7) others. After the preprocessing operations such as radiometric and atmospheric corrections using predefined built-in algorithms recommended by other researchers in ENVI 5.3, and cropping the region of interest (ROI) from the original image, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was calculated for each image. The DEM was obtained from the PALSAR sensor radar image with the 12.5-meter spatial resolution of the ALOS satellite. After preprocessing and cropping the ROI, a binary mask of radar images was created using threshold values of altitudes between 1764 and 1799 meters above the sea level in ENVI 5.3. The NDVI time series was then composed of all 13 images and integrated with radar images using the pixel-level



©2023 The author(s). This is an open access article distributed under [Creative Commons Attribution 4.0 International License \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source.

 <https://doi.org/10.22067/jam.2022.78446.1123>

integration method. The purpose of this process was to remove the high-altitude points in the study area that would reduce the accuracy of the classification map. The image fusion process was also performed using ENVI 5.3. The support Vector Machine (SVM) classification method was employed to train the classifier for both fused and unfused images as suggested by other researchers.

To evaluate the effectiveness of image fusion, Commission and Omission errors, and the Overall accuracy were calculated using a Confusion matrix. To study the accuracy of the estimated area under cultivation of main crops in the region versus the actual measured values of the area, regression equation and percentage of difference were calculated.

Results and Discussion

Visual inspection of classified output maps shows the difference between the fused and unfused images in classifying similar classes such as buildings and structures versus regions covered with bare soil and lands under cultivation versus natural vegetation in high altitude points. Statistical metrics verified these visual evaluations. The SVM algorithm in fusion mode resulted in 98.06% accuracy and 0.97 kappa coefficient, 7.5% higher accuracy than the unfused images.

As stated earlier, the similarities between the soil class (stones and rocks in the mountains) and manmade buildings and infrastructures increase omission error and misclassification in unfused image classification. The same misclassification occurred for the visually similar croplands and shallow vegetation at high altitude points. These results were consistent with previous literature that reported the same misclassification in analogous classes. The predicted area under cultivation of wheat and barley were overestimated by 3 and 1.5 percent, respectively. However, for canola, the area was underestimated by 3.5 percent.

Conclusion

The main focus of this study was employing the image fusion technique and improving the classification accuracy of satellite imagery. Integration of PALSAR sensor data from ALOS radar satellite with multi-spectral imagery of Sentinel 2 satellite enhanced the classification accuracy of output maps by eliminating the high-altitude points and biases due to rocks and natural vegetation at hills and mountains. Statistical metrics such as the overall accuracy, Kappa coefficient, and commission and omission errors confirmed the visual findings of the fused vs. unfused classification maps.

Keywords: Confusion Matrix, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Radar Image, Sentinel 2 satellite, Support Vector Machine

مقاله پژوهشی

جلد ۱۳، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۲، ص ۵۰۸-۴۹۳

ادغام تصاویر چندطیفی و راداری به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی و برآورد سطح زیر کشت محصولات زراعی

مهدی سعدیخانی^۱، محمدمهدی مهارلوئی^{۲*}، محمدعلی رستمی^۳، محسن عدالت^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۸/۱۷

چکیده

سنجش از دور فن به دست آوردن اطلاعات درباره یک شیء، عارضه و یا پدیده‌های مربوط به یک منطقه جغرافیایی خاص بدون تماس فیزیکی با آن‌ها است. دستیابی به دقت بالا در طبقه‌بندی عوارض سطح زمین به کمک تصاویر چندطیفی همواره مد نظر پژوهشگران بوده است. یکی از عوامل کاهش دقت نقشه طبقه‌بندی، ناهموار بودن سطح زمین است. وجود نقاط مرتفع موجب می‌شود که سنجنده در دریافت دقیق اطلاعات بازتابی از سطح پدیده‌ها با مشکل روبه‌رو شود. تصاویر رادار با ارائه مدل رقومی ارتفاع (DEM) در شناسایی و تعیین ارتفاع پدیده‌های سطح زمین موثر است. استفاده از خصوصیات تصاویر دو سنجنده کاملاً متفاوت به منظور بهره‌گیری از قابلیت‌های مثبت آن‌ها با کمک روش ادغام تصاویر ممکن می‌شود. در این پژوهش به منظور برآورد سطح زیر کشت و طبقه‌بندی محصولات زراعی و سایر پدیده‌های موجود در منطقه مورد مطالعه، از تصاویر چندطیفی ماهواره سنتینل ۲ مربوط به منطقه باجگاه واقع در استان فارس استفاده شد. بدین منظور سری زمانی NDVI متشکل از ۱۳ تصویر ایجاد و با تصویر راداری سنجنده PALSAR در سطح پیکسل، با هدف حذف نقاط مرتفع، تلفیق شد. نتایج این پژوهش نشان داد طبقه‌بندی تصاویر برای شناسایی مزارع زیر کشت محصولات مختلف با دقت بالایی انجام شده است و سطح زیر کشت با دقت ۹۷ درصد در گندم، ۹۹/۵ درصد در جو و ۹۶/۵ درصد در کلزا نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده در مزرعه تخمین زده شده است. تصاویر ادغام‌شده دارای دقت کلی ۹۸/۱ درصد و ضریب کاپا ۰/۹۷ بود که دقت کلی را نسبت به تصاویر مجزا ۷/۵ درصد بهبود بخشید.

واژه‌های کلیدی: سنتینل ۲، شاخص نرمال شده اختلاف پوشش گیاهی (NDVI)، ضریب کاپا، ماتریس آشفتگی، ماشین بردار پشتیبان

مقدمه

2015). امروزه سنجش از دور بیشتر به معنی مشاهده زمین از راه فضا بوده و با استفاده از ماهواره صورت می‌گیرد. برای این منظور می‌توان مشخصه‌های یک شیء و یا یک پدیده را بدون نیاز به منبع نور اندازه‌گیری و تجزیه و تحلیل کرد. در اصل، منبع داده‌های سنجش از دور تابش الکترومغناطیسی^۵ است که از شیء یا پدیده بازتاب یا تشعشع می‌شود (Johnson, 2009).

امروزه پیدایش تصاویر ماهواره‌ای با پوشش دوره‌ای متناوب، ارائه جزئیات بیشتر، سرعت بالاتر و دقت قابل قبول، باعث گسترش کاربردهای سنجش از دوری و افزایش تقاضا به خدمات سنجش از دور شده است. با استفاده از این داده‌ها مناطق تحت پوشش در فواصل زمانی کمی پایش می‌شوند و نقشه‌هایی با جزئیات زیاد می‌توانند تولید شوند. از این تصاویر می‌توان در برنامه‌ریزی شهری

سنجش از دور؛ فن به دست آوردن اطلاعات درباره یک عارضه و یا پدیده‌های مربوط به یک منطقه جغرافیایی است که از طریق تجزیه و تحلیل داده‌های خروجی ابزاری است که در تماس فیزیکی با شیء و یا پدیده تحت بررسی نباشد (Lillesand, Kiefer, & Chipman,)

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد بخش مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران
- ۲- دانشیار، بخش مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران
- ۳- استادیار پژوهش، بخش فنی و مهندسی کشاورزی، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی، شیراز، ایران
- ۴- دانشیار، بخش زراعت و اصلاح نباتات، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

*- نویسنده مسئول: (Email: maharlooeei@uk.ac.ir)
<https://doi.org/10.22067/jam.2022.78446.1123>

تجزیه و تحلیل نقشه‌های مکرر پوشش زمینی، دیدی وسیع از فرایندهای مسبب تغییر اساسی را فراهم می‌کند (Gomez, White, & Wulder, 2016).

استفاده از داده‌های به‌دست آمده از چندین سنجنده مزایای بسیار زیادی در مقایسه با استفاده از داده‌های حاصل از سنجنده‌های منفرد دارد. برای نمونه، استفاده از انواع داده‌های برداشت‌شده از طریق سنجنده‌های مختلف باعث افزایش دقت طیفی و مکانی در فرآیند مشاهده و تخمین می‌شود (Zhang, Ghamisi, & Li, 2017). به همین دلیل امروزه، ادغام و ترکیب داده‌های مختلف به‌منظور دستیابی به اطلاعات جدید که حاوی جنبه‌های اطلاعاتی مفید در هر یک از داده‌های اولیه باشد، جایگاه ویژه‌ای دارد. در میان سنجنده‌های موجود، سنجنده‌های راداری و چندطیفی به علت توانایی بالا در جمع‌آوری اطلاعات ارتفاعی و طیفی مورد استفاده فراوان قرار می‌گیرند (Fang, He, Li, Ghamisi, & Benediktsson, 2017).

یکی از جدیدترین روش‌های مورد استفاده در سنجنش از دور، ادغام تصویر^۳ است. این روش از شاخه‌های مربوط به ترکیب اطلاعات^۴ است که در آن دو یا چند تصویر متفاوت از یک صحنه مشابه توسط الگوریتم ادغام با یکدیگر ترکیب می‌شوند تا تصویر جدیدی تولید شود (Efimov, Kolchaev, Nikiforov, & Novikov, 2018).

در پژوهشی که به‌منظور شناسایی و پهنه‌بندی گونه مهاجم تمشک کوهی (American Bramble) در یک پارک ملی در آفریقای جنوبی انجام شد نتایج ادغام تصاویر ماهواره سنتینل^۵ و لندست^۸ با باندهای راداری ماهواره سنتینل^۱ در طی فصول مختلف سال نشان داد که استفاده از طبقه‌بندی نظارت‌شده ماشین بردار پشتیبان در تصاویر ادغام‌شده ماهواره سنتینل^۲ با دقت ۷۶ درصد انجام شده‌است. این دقت برای تصاویر ادغام‌شده ماهواره لندست^۸ حدود ۷۲ درصد گزارش شده است (Rajah, Odindi, & Mutanga, 2018).

در پژوهش دیگری در کلمبیا به‌منظور شناسایی سطح زیر کشت درخت پالم (Palm Oil Tree) از داده‌های ماهواره سنتینل^۲ و باندهای راداری ماهواره سنتینل^۱ استفاده شد. داده‌ها در دو وضعیت استفاده از داده‌های باندهای مرئی ماهواره سنتینل^۲ بدون انجام ادغام و ادغام‌شده با باندهای راداری ماهواره سنتینل^۱ برای شناسایی درخت پالم با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی^۶ تحلیل گردید. نتایج نشان داد بالاترین دقت کلی در طبقه درخت پالم ۸۲/۱۴ درصد بوده که در شرایط ادغام تصاویر به‌دست‌آمده است. این در حالی است که دقت طبقه‌بندی در وضعیت ادغام‌نشده حدود ۱۱/۵

اعم از مدیریت منابع طبیعی، گسترش شهری، برنامه‌ریزی شبکه حمل و نقل و نقشه‌برداری استفاده کرد (Ahmad, 2005).

با توجه به این که هدف اساسی فناوری سنجنش از دور شناسایی و تفکیک پدیده‌های زمین است، بنابراین طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای مهم‌ترین مرحله تفسیر اطلاعات ماهواره‌ای محسوب می‌شود. روش‌های مختلفی برای تهیه نقشه پوشش اراضی وجود دارد که هر کدام دارای مزایا و محدودیت‌هایی هستند. انتخاب روش، به هدف مطالعه و داده‌های در دسترس بستگی دارد (Knorn et al., 2009).

نقطه‌ی عطف پژوهش‌های سنجنش از دور در زمینه‌ی تجزیه و تحلیل پوشش‌های گیاهی در تصاویر چندطیفی توسط روز^۱ و همکاران در سال ۱۹۷۴ میلادی ارائه‌ی شاخص تفاضلی نرمالیزه‌ی گیاهی (NDVI) بوده است. این شاخص که تا به امروز به‌عنوان شاخص اصلی تجزیه و تحلیل گیاهان از تصاویر چندطیفی در مقالات و پژوهش‌های مختلف همچنان مورد استفاده قرار می‌گیرد (Nouri et al., 2017).

از میان این پژوهش‌ها می‌توان به پژوهش‌هایی با هدف کلی استخراج گیاه از تصویر (Malingreau, Tucker, & Laporte, 1989)، برآورد نوع محصولات، مقدار سطح زیرکشت و پایش رشد گیاهان (Myneni, Asrar, Tanre, & Choudhury, 1992)، طبقه‌بندی پوشش زمین (Senay & Elliott, 2000)، تشخیص زودهنگام قطعی و خشکسالی (Kogan, 1995) براساس تحلیل داده‌ها سنجنش از دور در یک بازه زمانی مشخص و همچنین آنالیز آب وهوا (Bounoua et al., 2000) اشاره کرد.

پایش و بررسی یک منطقه وسیع به نهادها و دستگاه‌های تصمیم‌گیر این امکان را می‌دهد تا بتوانند میزان سطح زیر کشت یک محصول خاص در یک منطقه را تعیین و به تبع آن میزان تولید آن محصول را پیش‌بینی کنند، تا علاوه بر تامین امنیت غذایی جامعه، سیاست‌های اقتصادی کشور نیز در بخش واردات و صادرات محصولات کشاورزی به شکل دقیق‌تری تنظیم شود (Rahnema, Maharlooei, Rostami, & Maghsoudi, 2019).

تغییر در پدیده‌ها و عرضه‌های زمینی در یک بازه زمانی به کمک داده‌های سری زمانی^۲ قابل تحلیل و مطالعه است. این تحلیل‌ها امکان پیش‌بینی تغییرات در آینده را براساس آنچه در دوره‌های زمانی گذشته اتفاق افتاده است را فراهم می‌نماید. سری زمانی به ساده‌ترین مفهوم، عبارت است از ارزیابی تغییرات تدریجی که در بازه زمانی نسبتاً طولانی اتفاق افتاده است (Wang, Li, Gao, Sun, & Du, 2014). بررسی محل، وسعت، نوع و تکرار تغییرات پوشش زمین، همچنین شناسایی الگوهای مکانی و زمانی تغییرات از طریق تفسیر و

3- Image Fusion
4- Data Integration
5- Sentinel 2
6- Random Forest

1- Rouse
2- Time Series Data

استفاده قرار گرفت. از نرم‌افزار ENVI^۴ (نسخه ۵،۳)، توسعه یافته شرکت ITT VIS (آمریکا) به منظور پیش‌پردازش، پردازش و پس‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای، استفاده شد. این نرم‌افزار شامل ابزارهای تصحیح هندسی، تصحیح اتمسفری، تجزیه و تحلیل زمین، تجزیه و تحلیل تصاویر راداری، برخی قابلیت‌های GIS برداری و رستری، پشتیبانی تصاویر با فرمت‌های مختلف و غیره می‌باشد (Rahnama et al., 2018).

نرم‌افزار ArcGIS (نسخه ۱۰،۵)، توسعه یافته شرکت ESRI، آمریکا) برای تبدیل انواع داده‌های رقومی به فرمت برداری و انتقال تصاویر پردازش شده جهت اعمال روش کارتوگرافی بهره گرفته شد. برای ثبت موقعیت زمینی پدیده‌های موجود در منطقه مورد مطالعه، از یک سامانه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) دستی (Garmin)، مدل GPSMAP62s، تایوان) استفاده شد. نقاط ثبت شده در حافظه دستگاه، با استفاده از نرم‌افزار BaseCamp (نسخه ۱،۱)، توسعه یافته شرکت Garmin، تایوان) تخلیه و به صورت یک نقشه وکتوری مورد استفاده قرار گرفت.

برای جمع‌آوری داده‌های سنجش از دور، از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ استفاده گردید. این ماهواره، دومین سری از ماهواره‌های سنتینل، از نوع مدار قطبی است که از ۱۳ باند طیفی در محدوده‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه برخوردار است. در این پژوهش از ۱۳ تصویر که از ۲۱ نوامبر ۲۰۱۸ تا ۳۰ ژوئن ۲۰۱۹ دریافت شده است، استفاده گردید. بر اساس اهداف تحقیق، از باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه، در قالب یک دیتاست^۵ ۵ باندی استفاده شد و مشخصات باندهای مورد استفاده جهت ایجاد دیتاست در جدول ۱ ارائه شده است.

به منظور حذف نقاط مرتفع، از تصاویر مدل رقومی ارتفاعی (DEM) سنجنده PALSAR ماهواره آلوس استفاده شد. تصاویر مورد استفاده از توان تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر و توان تفکیک رادیومتریک ۱۶ بیت برخوردار هستند که در فرایند ادغام با تصاویر ۱۰ متری ماهواره سنتینل ۲، نتیجه بسیار مطلوبی ارائه می‌دهد. ابعاد تصویر این ماهواره ۵۶۷۴×۶۳۸۲ پیکسل می‌باشد. عرض تصویر به دست آمده از سنجنده این ماهواره ۷۰ کیلومتر است (Abdikan, 2018). برای به دست آوردن اطلاعات دقیق مرجع زمینی^۶ در مورد پدیده‌های موجود، طی چندین مرحله، به منطقه مورد مطالعه مراجعه و موقعیت جغرافیایی هر یک از پدیده‌ها (موقعیت جغرافیایی مزارع مختلف، ساختمان‌ها، زمین‌های آیش، جاده و غیره) برداشت شد.

درصد کمتر بوده است (Monsalve-Tellez, Torres-León, & Garcés-Gómez, 2022).

وجود نقاط مرتفع در تصویر چندطیفی موجب ایجاد خطاهایی در تفکیک و طبقه‌بندی پدیده‌ها می‌شود. نتایج تحقیقی که در منطقه بم به منظور پایش سطح زیر کشت نخلستان خرما با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ انجام شد نشان داد که الگوریتم‌های طبقه‌بندی در تفکیک مناطق کوهستانی داری پوشش مرتعی با پدیده‌های زراعی که در مناطق کم‌ارتفاع قرار دارند، دچار خطا می‌شوند (Rahnama, Maharlooeei, Rostami, & Maghsoudi, 2018). نقشه خروجی فرآیند طبقه‌بندی حاوی پیکسل‌های مخلوط است که این امر موجب کاهش کمی و کیفی دقت طبقه‌بندی می‌شود. به علت قابلیت تصاویر راداری در ارائه مدل رقومی ارتفاع (DEM)، استفاده هم‌زمان از تصویر راداری و تصویر چندطیفی می‌تواند در حذف مناطق مرتفع کوهستانی از تصویر موثر باشد.

یکی از ماهواره‌هایی که داده‌های بسیار کاربردی در زمینه مطالعات علوم زمین تهیه و در اختیار کاربران قرار می‌دهد، ماهواره آلوس^۱ می‌باشد، که در ژاپن به عنوان دایچی^۲ شناخته می‌شود. این ماهواره دارای ۳ سنجنده است که سنجنده PALSAR آن رادار است. داده‌های خروجی ارتفاعی این سنجنده برای تهیه توپوگرافی و مطالعه پوشش‌های گیاهی بسیار مفید است.

این پژوهش با هدف طبقه‌بندی پوشش گیاهی و محاسبه سطح زیر کشت زمین‌های زراعی و بررسی استفاده از روش ادغام تصویر چندطیفی ماهواره سنتینل ۲ و تصویر راداری ماهواره آلوس به منظور افزایش دقت نقشه طبقه‌بندی پوشش گیاهی و سایر پدیده‌های زمینی انجام شد.

مواد و روش‌ها

این مطالعه در مزارع دانشکده کشاورزی واقع در ۱۵ کیلومتری شهرستان شیراز انجام شد. شیراز در بخش مرکزی استان فارس، در ارتفاع ۱۴۸۶ متر بالاتر از سطح دریا و در منطقه کوهستانی زاگرس واقع شده و آب و هوای معتدلی دارد. دانشکده کشاورزی دانشگاه شیراز در منطقه باجگاه در ۱۵ کیلومتری شمال غربی شیراز و بین طول جغرافیایی ۵۲ درجه و ۳۵ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۲۹ درجه و ۴۳ دقیقه شمالی واقع است. شکل ۱ محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهد.

برای دستیابی به اهداف این پژوهش، نرم‌افزارهای مختلفی مورد

4- Environment For Visualizing Images

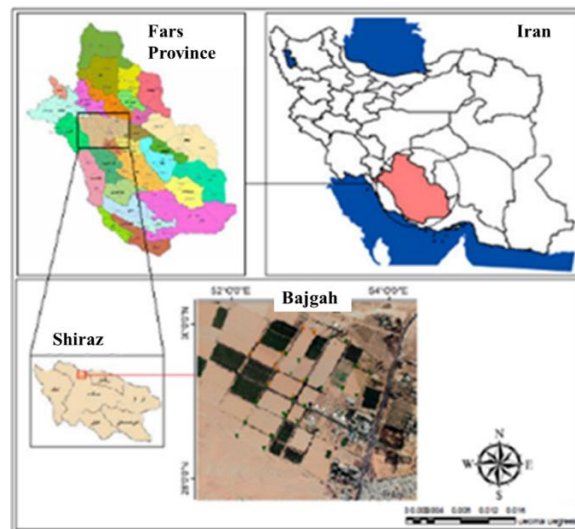
5- Dataset

6- Ground Truth

1- Advanced Land Observation Satellite (ALOS)

2- Daichi

3- Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar



شکل ۱- محدوده مطالعاتی تحقیق

Fig.1 The study region map

جدول ۱- باندهای مورد استفاده جهت ایجاد دیتاست

Table 1- Spectral bands used to create dataset

Spectral Band	Spatial resolution (m)	Wavelength (nm)
باند طیفی	توان تفکیک مکانی	طول موج
Band 2 (Blue)	10	490
باند ۲ (آبی)		
Band 3 (Green)	10	560
باند ۳ (سبز)		
Band 4 (Red)	10	665
باند ۴ (قرمز)		
Band 8 (NIR)	10	842
باند ۸ (مادون قرمز نزدیک)		
Band 11 (SWIR)	20	1610
باند ۱۱ (مادون قرمز موج کوتاه)		

از تصاویر ماهواره سنتینل ۲، انجام تصحیحات مختلف و برش تصاویر اصلی هر دو ماهواره برای محدوده مورد مطالعه و در نهایت ادغام تصاویر است. مرحله پردازش شامل استخراج ویژگی‌ها، طبقه‌بندی عوارض و ارزیابی دقت طبقه‌بندی براساس داده‌های مرجع زمینی است. آخرین مرحله مربوط به پس‌پردازش داده‌ها می‌باشد که به تهیه نقشه‌های طبقه‌بندی شده می‌پردازد. روش انجام تحقیق و نحوه کار با تصاویر دریافتی از هر دو ماهواره در فلوچارت شکل ۳ آورده شده است.

نقاط برداشت شده به صورت یک فایل وکتوری وارد نرم‌افزار Arc Map شدند و پس از اصلاح سیستم مختصات فایل وکتوری، از نمونه‌های مربوط به هر کلاس به صورت مجزا خروجی تهیه شد. سپس شیپ فایل^۱ مربوط به هر کلاس وارد نرم‌افزار ENVI 5.3 شده و نسبت به ساخت نمونه مرجع زمینی جهت فرایند اعتبارسنجی اقدام گردید. شکل ۲ نقاط برداشت شده در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

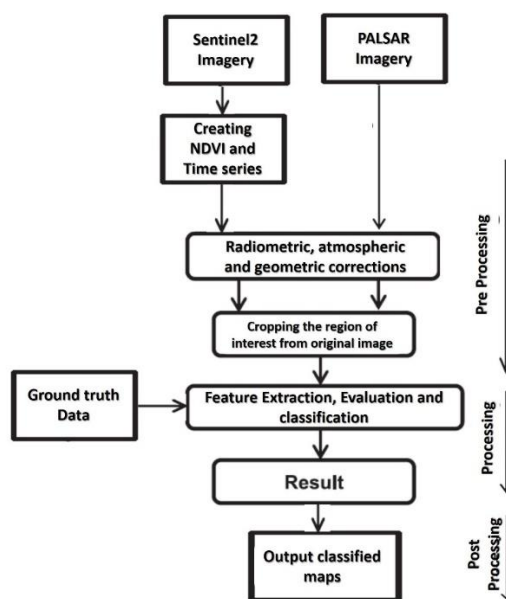
مراحل انجام این مطالعه، شامل سه مرحله پیش‌پردازش، پردازش و پس‌پردازش است. مرحله پیش‌پردازش شامل دریافت تصاویر ماهواره‌ای از وب‌گاه شرکت‌های ارائه‌دهنده، تهیه تصاویر سری زمانی

1- Shape File (*.shp)



شکل ۲- نقاط برداشت شده با دستگاه GPS. نقاط با رنگ‌های مختلف برای تشخیص عارضه‌های مختلف زمینی است.

Fig.2. Marked points using handheld GPS. Points with various colors show different phenomena



شکل ۳- فلوچارت مراحل آماده‌سازی و به‌کارگیری تصاویر ماهواره‌ای برای طبقه‌بندی عوارض زمینی

Fig.3. Flowchart demonstrating the preprocessing and employing of the satellite images for land cover phenomena classification

جدول ۱ ارائه شد، به صورت تکی فراخوانی و از هر کدام از باندها به عنوان یک لایه^۱ جداگانه خروجی گرفته شد. در نهایت لایه‌ها با هم ترکیب شده و یک دیتاست ۵ باندهای ایجاد گردید. در این مطالعه برای تصحیح خطاهای هندسی تصاویر ماهواره‌ای، از ابزار تصحیح هندسی نرم‌افزار ENVI 5.3 استفاده شد. همچنین،

با توجه به این که تصاویر مورد استفاده در این تحقیق از لحاظ سطح پردازش در سطح LIC قرار داشتند و در این سطح از پردازش معمولاً تبدیل‌های اصلی صورت نگرفته است، بنابراین بایستی پیش‌پردازش‌های مناسب بر روی باندهای تصویر انجام گیرد. قبل از پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای، لازم بود باندهای مورد نیاز تصویر در قالب یک دیتاست ایجاد شده و سپس تصویر جدید در نرم‌افزار فراخوانی شود. به این منظور باندهای مورد نیاز که مشخصات آن‌ها در

مراحل ادغام تصاویر راداری ماهواره آلوس با تصاویر چندطیفی ماهواره سنتینل ۲ در این پژوهش به‌طور خلاصه در شکل ۷ نشان داده شده است. بدین منظور ابتدا ارتفاع کلیه نقاط منطقه مورد مطالعه از ماهواره راداری استخراج و براساس نقشه‌های رقومی موجود، نقاط با محدوده ارتفاعی ۱۷۶۴ تا ۱۷۹۹ متر از سطح دریا آستانه‌گذاری شد و به رنگ آبی مشخص می‌شود و لایه ماسک با استفاده از ابزار Build Mask به‌صورت باینری (سیاه و سفید) در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3 برای تصویر ماهواره ALOS تهیه شد. لایه ماسک ساخته‌شده در تصویر اصلی ضرب شد و به این ترتیب نقاط با ارتفاع مجاز که دارای مقدار عددی یک در لایه ماسک بود، در تصویر باقی ماند و سایر نقاط عمدتاً نقاط مرتفع کوهستانی حذف شدند. نتیجه نهایی فرآیند ادغام تصویر در شکل ۶ نمایش داده شده است.

برای انجام فرآیند طبقه‌بندی در این تحقیق با توجه به نتایج پژوهش‌های مرتبط پیشین (Abdikan, 2018; Rahnama et al., 2019) از روش طبقه‌بندی نظارت‌شده و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) تصاویر سری زمانی NDVI استفاده شد. این روش یک طبقه‌بندی‌کننده دودویی^۶ و خطی است که با استفاده از توابع کرنل، به منزله یک طبقه‌بندی‌کننده چند کلاسی و غیرخطی نیز به کار می‌رود (Arekhi & Adibnejad, 2011). برای استفاده در حالت چند کلاسه، ابتدا باید چند طبقه‌بندی‌کننده دودویی طراحی شود و در نهایت طبقه‌بندی نهایی با استفاده از ادغام اطلاعات طبقه‌بندی‌کننده‌های دودویی انجام شود. انجام این فرآیند با دو روش یکی در مقابل بقیه^۷ و دسته‌بندی زوج-زوج^۸ اجرا می‌شود. این دو روش به گونه‌ای سعی در استخراج اطلاعاتی از مرزهای بین کلاس‌ها دارند. در روش دسته‌بندی کردن زوج-زوج، میزان اطلاعاتی که از مرز بین کلاس‌ها استخراج می‌شود، بسیار بیشتر از اطلاعاتی است که با روش یکی در مقابل بقیه به‌دست می‌آید (Arekhi & Adibnejad, 2011).

در مطالعه حاضر الگوریتم SVM با روش زوج-زوج مقادیر عامل جریمه^۹ و سطح هرم^{۱۰} به‌صورت خودکار و بر اساس مقادیر نرم‌افزاری به‌ترتیب ۱۰۰ و ۰ در نظر گرفته شد. به‌منظور بررسی تاثیر ادغام تصاویر در دقت طبقه‌بندی، فرآیند طبقه‌بندی در دو وضعیت (۱) تصاویر سری زمانی ادغام‌شده ماهواره سنتینل ۲ با داده‌های راداری ماهواره آلوس و (۲) تصاویر سری زمانی بدون ادغام ماهواره سنتینل ۲ انجام شد.

به‌منظور حذف اثرات اتمسفری در تصاویر مورد استفاده، از الگوریتم^۱ QUAC در نرم‌افزار ENVI 5.3 استفاده گردید. با توجه به این‌که تصاویر مورد استفاده در این مطالعه مربوط به زمان‌های مختلف بودند و با زاویه ارتفاعی و روش‌های مختلف برداشت می‌باشند، نیاز بود تا تصحیحات رادیومتریک و جوی روی تصاویر انجام شود. بدین منظور تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نرم‌افزار ENVI 5.3 و با روش کالیبراسیون^۲ تصحیح شدند، به این ترتیب که ابتدا مقادیر تابش^۳ تصویر با به‌کارگیری الگوریتم^۴ FLAASH محاسبه و در مرحله نهایی مقادیر بازتابش^۵ هر تصویر محاسبه گردید، و با استفاده از رابطه (۱) بازه مقادیر تصویر بین ۰ و ۱ تعریف شد.

$$\text{Rescale} = (Y \leq 0) \times 0 + (Y \geq 10000) \times 1 + (0 \leq Y < 10000) \times \frac{Y}{10000} \quad (1)$$

Y: تصویر خروجی الگوریتم FLAASH

اندازه بزرگ تصاویر ماهواره سنتینل ۲ از سطح زمین (ابعاد هر تصویر ۱۰۹۸۰×۱۰۹۸۰ پیکسل می‌باشد) و لزوم پردازش حجم وسیع از اطلاعات، موجب پیچیده و زمان‌بر شدن فرآیند پردازش می‌شود. به همین دلیل برای افزایش سرعت کار و همچنین دقت فرآیند پردازش، محدوده مورد مطالعه، با ابعاد ۵۴۰×۵۴۰ پیکسل، از روی تصویر اصلی که مراحل پیش‌پردازش روی آن‌ها اعمال شده بود برش زده و جدا شد. فرآیند مذکور در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3 انجام شد. نتیجه خروجی حاصل از برش تصویر، در شکل ۴ ارائه شده است. برای ادغام کردن تصاویر دو ماهواره مختلف باید مختصات جغرافیایی هر دو تصویر یکسان باشد، در غیر این‌صورت نتایج به‌دست‌آمده با خطا همراه خواهد بود. بدین منظور باید تصاویر راداری نیز مانند تصاویر چندطیفی از روی تصویر اصلی برش داده شوند. نکته مهم دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که، تصاویر راداری و چندطیفی برش‌خورده باید عیناً با هم منطبق باشند تا در فرآیند ادغام خطا ایجاد نشود. نتیجه این فرآیند در شکل ۵ آمده است.

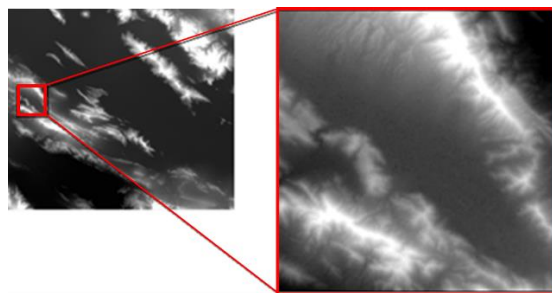
در این پژوهش به‌منظور طبقه‌بندی پدیده‌های سطح زمین در منطقه مورد مطالعه، از تصاویر سری زمانی حاصل از شاخص NDVI استفاده شد. به این ترتیب که با استفاده از رابطه ریاضی شاخص NDVI، در محیط نرم‌افزار این شاخص برای ۱۳ تصویر اخذ‌شده محاسبه و سپس تصاویر خروجی با هم ترکیب و دیتاست سری زمانی ایجاد شد. باندهای تشکیل‌دهنده تصویر سری‌زمانی تصاویر دریافت‌شده در تاریخ‌های مختلف در بازه زمانی یادشده در مقدمه است. شکل ۶ مکعب دیتاست سری‌زمانی NDVI را ارائه می‌نماید.

- 6- Binary
- 7- One-against-all
- 8- One-against-one
- 9- Fine agent
- 10- Surface of the Pyramid

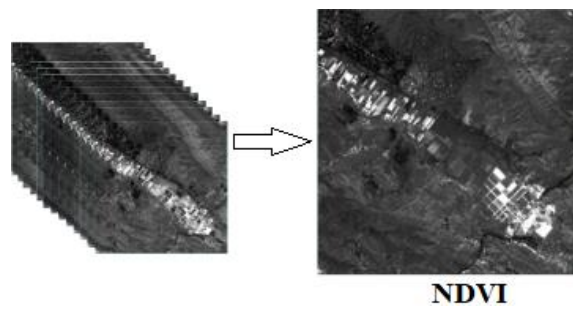
- 1- Quick Atmospheric Correction
- 2- Radiometric Calibration
- 3- Radiation
- 4- FLAASH Atmospheric Correction
- 5- Reflection



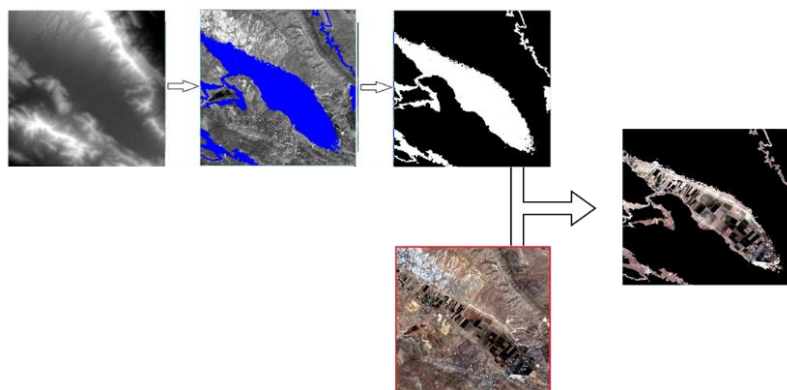
شکل ۴- تصویر اصلی و محدوده برش خورده دریافتی از ماهواره
Fig.4. Original Sentinel 2 satellite imagery and the cropped region



شکل ۵- تصویر اصلی و محدوده برش خورده مدل رقومی ارتفاعی ماهواره راداری
Fig.5. Original and cropped DEM of radar satellite



شکل ۶- مکعب دیتاست سری زمانی NDVI
Fig.6. NDVI Time series dataset cube



شکل ۷- مراحل آماده‌سازی لایه ماسک از تصاویر راداری و ادغام آن با تصاویر ماهواره سنتینل ۲
Fig.7. Procedure for preparing the mask layer from radar imagery and fusing it with the Sentinel 2 satellite imagery

گردید (Tuia, Merenyi, Jia, & Grana-Romay, 2014). جدول ۲ مشخصات داده‌های اعتبارسنجی مرجع زمینی را نشان می‌دهد. در این جدول کلیه عوارض زمینی موجود در منطقه مورد مطالعه طی بازدیدهای میدانی مشخص گردید و نام هر کلاس عارضه به‌همراه توصیف آن آورده شده است. تعداد نمونه‌های برداشت‌شده در هر کلاس نیز آورده شده است.

در این مطالعه برای انتخاب نمونه‌های تعلیمی از عکس‌های هوایی، نقشه‌های توپوگرافی و همچنین نقاط برداشت‌شده با دستگاه GPS در عملیات میدانی استفاده شده و سعی شد پیکسل‌های تعلیمی برای هر کلاس معین در داخل منطقه همگن با پراکنش مناسب ایجاد شود. تعداد پیکسل به‌کار گرفته‌شده در هر نمونه تعلیمی، حداقل به اندازه ده برابر تعداد باندهای طیفی سنجنده مورد استفاده انتخاب

جدول ۲- مشخصات نمونه‌های میدانی اعتبارسنجی برای طبقه‌بندی نظارت‌شده

Table 2- Specifications of ground truth annotation for supervised classification

کد کلاس Class code	نام کلاس Class Name	توصیف کلاس Class Description	تعداد نمونه‌ها Number of Samples
1	Wheat	Irrigated and rain-fed wheat fields	130
2	Barley	Barley fields	80
3	Canola	Canola fields	120
4	Soil	Bare soil, uncultivated fields	110
5	Tree	Orchards and green belts	50
6	Residential	Niyayesh and Sadra towns, administrative offices	50
7	Others	Alfalfa and other minor crop fields	80

تحقیق پس از طی تمامی مراحل پیش‌پردازش، پردازش و پس‌پردازش، تصویر با بالاترین دقت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا انتخاب گردید و مساحت پدیده‌های موجود در تصویر محاسبه شد. با مقایسه مساحت‌های تخمین زده شده از تصاویر ماهواره‌ای و مساحت واقعی اراضی در منطقه که از طریق نمونه‌برداری‌های میدانی به‌دست آمده بود، دقت مساحت تخمین‌زده‌شده با استفاده از شاخص‌های درصد تغییر و معادله رگرسیونی ارزیابی شد.

نتایج و بحث

در این بخش ابتدا مقایسه‌ای کیفی بین تصویر طبقه‌بندی‌شده حاصل از فرآیند ادغام تصاویر دو ماهواره سنتینل ۲ و آلوس با نتیجه طبقه‌بندی تصویر ادغام‌نشده ماهواره سنتینل ۲ صورت می‌گیرد، سپس نتایج حاصل از طبقه‌بندی نظارت شده تصویر سری زمانی NDVI، در دو وضعیت ادغام‌شده و ادغام‌نشده ارائه می‌شود و در نهایت نتایج مربوط به اعتبارسنجی نقشه طبقه‌بندی با استفاده از ماتریس آشفتگی به تفصیل بیان می‌گردد.

طبقه‌بندی نظارت‌شده

طبقه‌بندی تصویر سری زمانی NDVI با استفاده از الگوریتم SVM انجام شد. با استفاده از این روش طبقه‌بندی، تعداد ۷ کلاس پدیده، تفکیک شد. الگوریتم در دو وضعیت ادغام‌شده و ادغام‌نشده

پس از طبقه‌بندی، به‌منظور تعیین قابلیت داده‌های ماهواره‌ای و مقایسه نتایج طبقه‌بندی با داده‌های زمینی با هدف ارزیابی صحت نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی باید نتایج صحت‌سنجی شوند. از آنجایی که امکان کنترل تمام پیکسل‌های تصویر با واقعیت‌های زمینی وجود ندارد بدین منظور، باید از نمونه‌های آزمایشی به‌عنوان کلاس صحیح زمینی استفاده شود. ارزیابی خطا و برآورد صحت طبقه‌بندی معمولاً بر اساس پارامترهای آماری که از ماتریس آشفتگی^۱ استخراج می‌شود، انجام می‌گیرد. این ماتریس حاصل مقایسه پیکسل به پیکسل نمونه‌های آموزشی در واقعیت زمینی با پیکسل‌های متناظر در نتایج طبقه‌بندی است که دقت طبقه‌بندی کل تصویر را در یک جدول نشان می‌دهد (Lillesand et al., 2015).

با محاسبه پارامترهای دقت کلی^۲، ضریب کاپا^۳، خطای حذف‌شده^۴ و خطای گم‌اشته^۵ کیفیت طبقه‌بندی مورد ارزیابی قرار گرفت (Palubinskas, Makarau, & Tao, 2011; Rahnema et al., 2019)

از آنجا که دانستن سطح زیر کشت دقیق و برآورد مقدار تولیدی محصولات استراتژیک از اهمیت به‌سزایی برخوردار است، در این

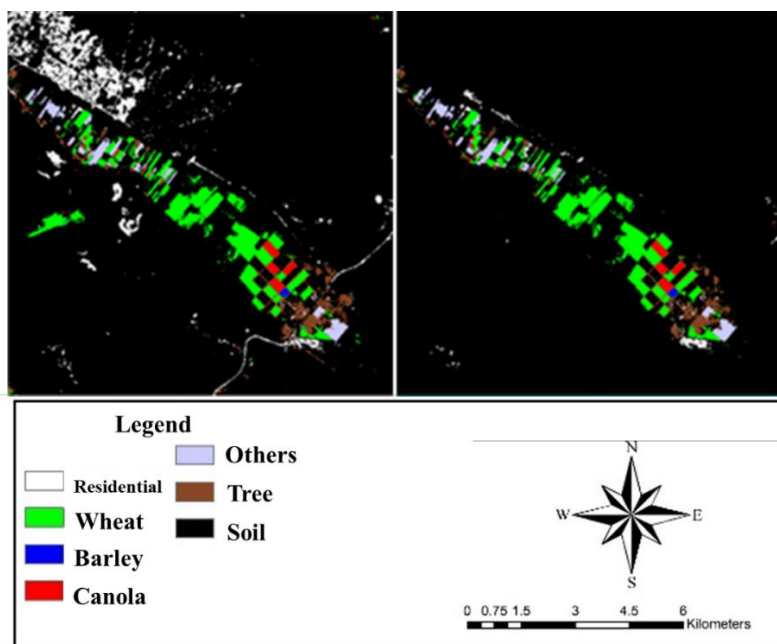
- 1- Confusion matrix
- 2- Overall accuracy
- 3- Kappa coefficient
- 4- Omission Error
- 5- Commission Error

طیفی برون‌زدگی‌های سنگی در ارتفاعات با ساختمان‌های مسکونی، در این تصویر کلاس مسکونی با خطا مواجه شده و باعث کاهش دقت طبقه‌بندی شده است. همچنین پوشش مرتعی موجود در نواحی کوهستانی و مرتفع اطراف منطقه مورد مطالعه موجب تداخل کلاسی بین پدیده‌های گیاهی شده و به تبع آن دقت کمی و بصری تصویر خروجی تحت تاثیر قرار گرفته است. تکنیک ادغام تصویر راداری و چندطیفی با حذف ارتفاعات موجود در منطقه مطالعاتی باعث تولید نقشه طبقه‌بندی با کیفیت و همچنین افزایش دقت طبقه‌بندی شده است. این نتیجه براساس تحقیقات راهنما و همکاران (Rahnama et al., 2019) مورد انتظار بود. در تحقیق یاد شده به دلیل عدم حذف نقاط مرتفع کوهستانی برخی پوشش‌های گیاهی به اشتباه به‌عنوان پوشش گیاهی مزارع یونجه در منطقه مورد مطالعه، طبقه‌بندی شده بود.

به‌ترتیب، دقت کلی ۹۸/۰۶٪ (ضریب کاپای ۰/۹۷) و ۹۰/۴۸٪ (ضریب کاپای ۰/۸۹) ایجاد کردند. نتیجه ارزیابی طبقه‌بندی، با استفاده از ماتریس آشفتگی بیانگر این موضوع است که ادغام تصویر راداری و چندطیفی و به تبع آن حذف نواحی مرتفع از روی تصویر، موجب افزایش دقت کلی طبقه‌بندی می‌شود.

مقایسه کیفی تصویر طبقه‌بندی ادغام‌شده و تصویر ادغام‌نشده

در شکل ۸ مقایسه‌ای بین تصویر حاصل از فرآیند ادغام و تصویر ادغام‌نشده صورت گرفته است و تاثیر تکنیک ادغام تصویر را در نتیجه بصری و کیفی طبقه‌بندی نشان می‌دهد. تصویر سمت چپ خروجی طبقه‌بندی تصویر ادغام‌نشده و تصویر سمت راست نتیجه طبقه‌بندی تصویر ادغام‌شده را نشان می‌دهد. در تصویر سمت چپ رنگ سفید بیانگر مناطق مسکونی و شهری است. به دلیل شباهت



شکل ۸- مقایسه نقشه طبقه‌بندی و تاثیر ادغام تصویر. راست: تصویر ادغام‌شده، چپ: تصویر ادغام‌نشده

Fig.8. Comparison between output classified maps and the effect of image fusion. Left: output map of Sentinel 2, Right: output map of Sentinel2+ALOS

سایر کلاس‌ها بود که نتیجه آن افزایش خطای حذف‌شده در این کلاس‌ها و به تبع آن کاهش دقت کلی طبقه‌بندی بود. ماتریس آشفتگی و مشخصات آماری مربوط به ارزیابی دقت طبقه‌بندی سری زمانی NDVI مربوط به منطقه باجگاه در دو وضعیت ادغام‌شده و ادغام‌نشده در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. این نتایج توسط پالوینسکاس و همکاران در طبقه‌بندی فضای شهری شهر مونیخ نیز به‌دست آمده است. در آن پژوهش خطا در بین کلاس‌های جاده و

نتیجه ماتریس آشفتگی مربوط به الگوریتم در شرایط ادغام‌شده بیانگر این است که پدیده‌های گیاهی (گندم، جو و کلزا) با دقت بسیار بالایی از سایر پدیده‌ها جداسازی شده‌اند. در شرایط ادغام‌نشده الگوریتم در ایجاد تمایز بین دو کلاس مسکونی و خاک و همچنین پوشش‌های مختلف گیاهی ضعیف عمل کرد به همین سبب دقت کلی طبقه‌بندی تحت تاثیر این موضوع کاهش یافت. همچنین بیشترین خطای الگوریتم در تفکیک ۳ کلاس جو، درخت و کلزا از

کاهش دقت طبقه‌بندی شده است (Hunger, Karrasch, & Wessollek, 2016). خلاصه‌ای از پژوهش‌های یادشده در بخش‌های مقدمه و نتایج برای مقایسه در جدول ۵ آورده شده است.

تخمین سطح زیر کشت محصولات اصلی منطقه مورد مطالعه

جدول ۶ نتایج مربوط به مجموع مساحت زیر کشت اراضی در منطقه مورد مطالعه برای سه محصول گندم جو و کلزا نشان می‌دهد. مقایسه این نتایج نشان می‌دهد که طبقه‌بندی با دقت مناسبی در حالت ادغام تصاویر ماهواره سنتینل ۲ و آلوس برای تخمین سطح زیر کشت انجام شده است.

ساختمان مسکونی در تصاویر غیر ادغام‌شده ۳۵ درصد بود که پس از ادغام تصاویر ماهواره و رادار این خطا به ۳ درصد کاهش پیدا کرد. (Palubinskas et al., 2011). در پژوهش دیگری از ادغام تصویر ماهواره آلوس با ماهواره لندست ۸ برای طبقه‌بندی پوشش گیاهی در مناطق جنگلی در استان بارتین ترکیه استفاده شد و ادغام تصاویر باعث افزایش دقت طبقه‌بندی پوشش گیاهی تا ۹۴/۳۲ درصد شده است. در شرایط ادغام‌نشده میزان دقت کلی ۸۸/۴۰ درصد گزارش شد (Abdikan, 2018).

اگرچه در اکثر مقالات مرور شده در زمینه ادغام تصاویر، دقت طبقه‌بندی در تصویر حاصل از ادغام بیشتر از تصویر غیر ادغام‌شده بوده است اما در پژوهش هانگر و همکاران در طبقه‌بندی عوارضی چون زمین‌های آیش و جنگل بهبود معنی‌داری حاصل نشده است و همچنین در مورد حوضه‌های آبریز استفاده از تصاویر ادغام‌شده باعث

جدول ۳- ماتریس آشفتگی مربوط به طبقه‌بندی عوارض در شرایط ادغام‌نشده ماهواره سنتینل ۲

Table 3- Confusion matrix for classification of unfused image of Sentinel 2 satellite

		مرجع شده Referenced									طبقه‌بندی شده Classified
خطای گماشته (%) Commission Error (%)	مجموع Total	سایر Others	گندم Wheat	درخت Tree	خاک Soil	مسکونی Residential	کلزا Canola	جو Barley	کلاس Class		
0	78	0	0	0	0	0	0	78	جو Barley		
0	118	0	0	0	0	0	118	0	کلزا Canola		
0	47	0	0	0	0	47	0	0	مسکونی Residential		
0.92	108	0	0	0	107	1	0	0	خاک Soil		
10.71	56	0	1	50	3	0	0	2	درخت Tree		
2.27	132	1	129	0	0	0	2	0	گندم Wheat		
2.47	81	79	0	0	0	2	0	0	سایر Others		
	620	80	130	50	110	50	120	80	مجموع Total		
		1.25	0.77	0	2.73	6	1.67	2.50	خطای حذف شده (%) Omission Error (%)		
		0.97				ضریب کاپا Kappa coefficient		98.06	دقت کلی (%) Overall Accuracy (%)		

جدول ۴- ماتریس آشفتگی مربوط به طبقه‌بندی عوارض در شرایط ادغام تصاویر ماهواره سنتیل و راداری
Table 4- Confusion matrix for classification of Fused images of Sentinel 2 and radar satellites

مرجع شده Referenced										طبقه‌بندی شده Classified
خطای گماشته (%) Commission Error (%)	مجموع Total	سایر Others	گندم Wheat	درخت Tree	خاک Soil	مسکونی Residential	کلزا Canola	جو Barley	کلاس Class	
0	71	0	0	0	0	0	0	71	جو Barley	
0	94	0	0	0	0	0	94	0	کلزا Canola	
0	45	0	0	0	0	45	0	0	مسکونی Residential	
4.67	107	0	0	0	102	5	0	0	خاک Soil	
26.47	68	0	10	50	0	0	8	0	درخت Tree	
4	125	1	120	0	4	0	0	0	گندم Wheat	
28.18	110	79	0	0	4	0	18	9	سایر Others	
	620	80	130	50	110	50	120	80	مجموع Total	
		1.25	7.69	0	7.27	10	21.67	11.25	خطای حذف شده (%) Omission Error (%)	
		0.89				ضریب کاپا Kappa coefficient		90.48	دقت کلی (%) Overall Accuracy (%)	

جدول ۵- مقایسه نتایج برخی پژوهش‌های مرتبط

Table 5- An overview of related literature

مرجع Reference	خلاصه نتیجه Results Summary	روش ادغام Fusion method	نوع پوشش Type of land cover
Rajah <i>et al.</i> , 2018	The overall accuracy was 76% with Sentinel2 + SAR and 72% with Landsat8+SAR, while the accuracy for single unfused images were 65% and 53%, respectively.	Sentinel2+ SAR/Sentinel 1 Landsat8+ SAR/Sentinel 1	تمشک وحشی American Bramble
Monsalve-Tellez <i>et al.</i> , 2022	The overall accuracy of classification in fusion mode was 84.1% with 11.5% improvement for single imagery.	Sentinel2+ SAR/Sentinel 1	درخت پالم Palm oil tree
Abdikhan, 2018	Improved the overall accuracy by up to 7% in fusion mode.	Landsat8+ PALSAR/ALOS	پوشش جنگل Forest
Hunger <i>et al.</i> , 2016	Improved the overall accuracy by up to 30% in the fused image versus single imagery. The producer's and user's accuracy were significantly improved in cultivated land and urban area classification. The Forest and fallow lands classifications were not significantly different. The water body was negatively affected in the fused mode.	Sentinel2+ SAR/Sentinel1	حوضه های آبریز، زمین‌های زراعی و آیش، مناطق جنگلی و مناطق شهری Water body, Cultivated and Fallow land, Forest, and Urban areas
Palubinskas <i>et al.</i> , 2011	Improved the classification accuracy of infra-structure and reduced the errors by 32%.	Worldview-2+Terra SAR/ Spotlight	زیرساخت‌های شهری Urban infrastructure

که در مزارع گندم و جو تخمین مساحت بر اساس سنجش از دور با بیش تخمینی و در مورد کلزا مساحت کمتر تخمین زده شده است. علامت منفی در ستون درصد تغییر مبین همین مسئله است.

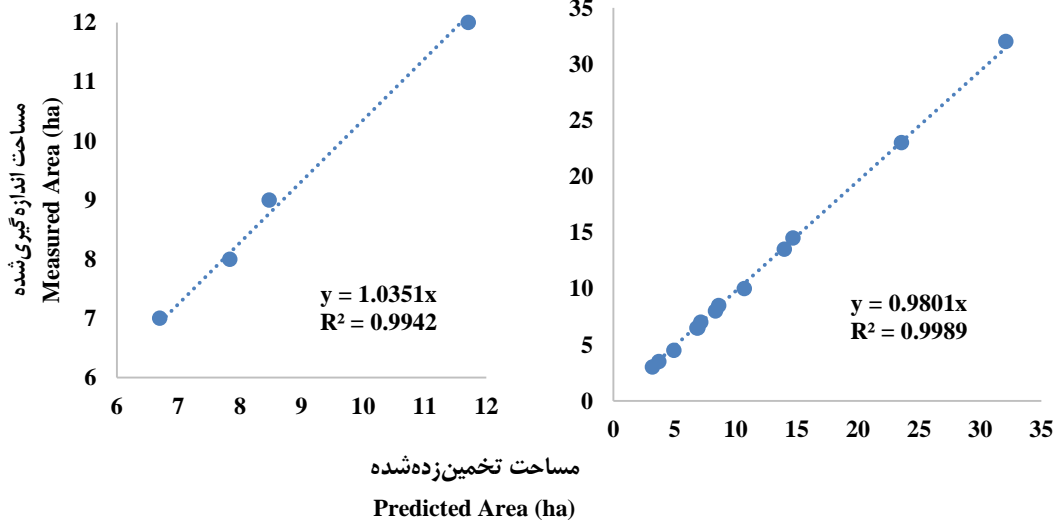
کمترین درصد تغییر مساحت تخمین زده شده نسبت به مساحت واقعی مربوطه به تنها مزرعه جو موجود در منطقه است و بیشترین درصد تغییر مربوط به مزرعه کلزا است. همچنین نتایج نشان می‌دهد

جدول ۶ - مساحت اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده کلاس‌های زمین زراعی در منطقه مورد مطالعه
Table 6- Measured vs. predicted cultivated area in the region of study

کلاس Class	مساحت اندازه‌گیری شده Measured Area (ha)	مساحت تخمین زده شده Predicted Area (ha)	درصد تغییر Difference percentage
گندم Wheat	140	144.2	3
جو Barley	5.5	5.58	1.5
کلزا Canola	36	34.7	-3.6

نمودار نشان می‌دهد مساحت‌های تخمین زده شده نسبت به مساحت‌های واقعی دقت مناسبی دارد و تقریباً بر روی خط معیار $y=x$ قرار گرفته است. ضریب زاویه خط بزرگ‌تر از مقدار واحد در کلزا و کمتر از واحد در گندم مطابق آن چه در جدول ۶ هم بیان شد به ترتیب به دلیل تخمین کمتر از واقعی و بیشتر از واقعی در کلزا و گندم است.

شکل‌های ۹ راست و چپ به ترتیب مساحت تخمین زده شده (محور افقی) در مقابل مساحت اندازه‌گیری شده (محور عمودی) زمین‌های زراعی زیر کشت گندم و کلزا را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. هر نقطه دایره‌ای مساحت مربوط به یک قطعه مزرعه را نشان می‌دهد و خط‌چین رابطه رگرسیونی بین این دو مساحت را نمایش می‌دهد. همان‌طور که معادله رگرسیونی و ضریب تبیین در هر



شکل ۹ - نمودار رابطه بین مساحت تخمین زده شده و واقعی مزارع در منطقه مورد مطالعه. راست: گندم و چپ: کلزا
Fig.8. Regression relations between predicted vs. measured cultivated area in the ROI. Left: Canola, Right: Wheat

گرفته شد. به این منظور تصاویر راداری سنجنده PALSAR با توان تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر و تصاویر چندطیفی ماهواره سنتینل ۲ با توان تفکیک ۱۰ متر به روش ادغام در سطح پیکسل با هم ترکیب شدند. این فرآیند، با حذف نقاط کوهستانی و مرتعی، افزایش کیفیت بصری نقشه تولیدی و همچنین افزایش دقت طبقه‌بندی براساس

نتیجه‌گیری

محور اساسی این پژوهش طبقه‌بندی پوشش‌های گیاهی و ادغام تصاویر رادار و چندطیفی به‌منظور بالا بردن دقت طبقه‌بندی بوده است. از آن‌جا که در محدوده مطالعاتی مناطق مرتفع و کوهستانی وجود داشت، به‌منظور حذف نقاط مرتفع از روش ادغام تصاویر بهره

شاخص‌های ارزیابی با ماتریس آشفتگی را به دنبال داشت. مقایسه مساحت تخمین‌زده‌شده و واقعی مزارع گندم، جو و کلزا که بیشترین سطح زیر کشت را داشتند نشان داد که تصاویر ماهواره سنتینل در شرایط ادغام برای این منظور دقت بالایی دارد.

References

1. Abdikan, S. (2018). Exploring image fusion of ALOS/PALSAR data and LANDSAT data to differentiate forest area. *Geocarto International*, 33, 21-37. <https://doi.org/10.1080/10106049.2016.1222635>
2. Ahmad, A. (2005). Change detection in high density urban area and rural area using high resolution satellite image. Atılım Üniversitesi.
3. Arekhi, S., & Adibnejad, M. (2011). Efficiency assessment of the of Support Vector Machines for land use classification using Landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 18, 420-440. (in Persian). <https://doi.org/10.22092/ijrdr.2011.102175>
4. Bounoua, L., Collatz, G., Los, S., Sellers, P., Dazlich, D., Tucker, C., & Randall, D. (2000). Sensitivity of climate to changes in NDVI. *Journal of Climate*, 13, 2277-2292. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2000\)013<2277:SOCTCI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<2277:SOCTCI>2.0.CO;2)
5. Efimov, A. I., Kolchaev, D. A., Nikiforov, M. B., & Novikov, A. I. (2018). *Algorithm of geometrical transformation and merging of radar and video images for technical vision systems*. Pages 1-4. 2018 7th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO): IEEE. <https://doi.org/10.1109/meco.2018.8406061>
6. Fang, L., He, N., Li, S., Ghamisi, P., & Benediktsson, J. A. (2017). Extinction profiles fusion for hyperspectral images classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56, 1803-1815 <https://doi.org/10.1109/tgrs.2017.2768479>
7. Gomez, C., White, J. C., & Wulder, M. A. (2016). Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 116, 55-72. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.008>
8. Hunger, S., Karrasch, P., & Wessollek, C. (2016). Evaluating the potential of image fusion of multispectral and radar remote sensing data for the assessment of water body structure. Pages 374-384. Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVIII: SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2241264>
9. Johnson, S. J. (2009). An evaluation of land change modeler for ARCGIS for the ecological analysis of landscape composition. Southern Illinois University at Carbondale.
10. Knorn, J., Rabe, A., Radeloff, V. C., Kuemmerle, T., Kozak, J., & Hostert, P. (2009). Land cover mapping of large areas using chain classification of neighboring Landsat satellite images. *Remote Sensing of Environment*, 113, 957-964. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.010>
11. Kogan, F. N. (1995). Application of vegetation index and brightness temperature for drought detection. *Advances in Space Research*, 15, 91-100. [https://doi.org/10.1016/0273-1177\(95\)00079-t](https://doi.org/10.1016/0273-1177(95)00079-t)
12. Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chipman, J. (2015). *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons.
13. Malingreau, J., Tucker, C., & Laporte, N. (1989). AVHRR for monitoring global tropical deforestation. *International Journal of Remote Sensing*, 10, 855-867. <https://doi.org/10.1080/01431168908903926>
14. Monsalve-Tellez, J. M., Torres-León, J. L., & Garcés-Gómez, Y. A. (2022). Evaluation of SAR and Optical Image Fusion Methods in Oil Palm Crop Cover Classification Using the Random Forest Algorithm. *Agriculture*, 12, 955. <https://doi.org/10.3390/agriculture12070955>
15. Myneni, R. B., Asrar, G., Tanre, D., & Choudhury, B. J. (1992). Remote sensing of solar radiation absorbed and reflected by vegetated land surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 302-314. <https://doi.org/10.1109/36.134080>
16. Nouri, H., Anderson, S., Sutton, P., Beecham, S., Nagler, P., Jarchow, C. J., & Roberts, D. A. (2017). NDVI, scale invariance and the modifiable areal unit problem: An assessment of vegetation in the Adelaide Parklands. *Science of the Total Environment*, 584, 11-18. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.01.130>
17. Palubinskas, G., Makarau, A., & Tao, J. (2011). Fusion of optical and radar data for the extraction of higher quality information.
18. Rahnama, S., Maharlooei, M., Rostami, M., & Maghsoudi, H. (2018). *Date palm identification using Sentinel and Landsat satellites imagery*. Pages 1. 2018 ASABE Annual International Meeting: American Society of Agricultural and Biological Engineers. <https://doi.org/10.13031/aim.201801777>
19. Rahnama, S., Maharlooei, M., Rostami, M. A., & Maghsoudi, H. (2019). Determining the Best Classification Algorithm in order to Estimate the Area under Date Palm Cultivation using LANDSAT 8 Satellite Imagery. *Journal of Agricultural Machinery*, 9(2), 321-335. (in Persian). <https://doi.org/10.22067/jam.v9i2.67310>
20. Rajah, P., Odindi, J., & Mutanga, O. (2018). Feature level image fusion of optical imagery and Synthetic Aperture Radar (SAR) for invasive alien plant species detection and mapping. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 10, 198-208. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.04.007>
21. Senay, G., & Elliott, R. (2000). Combining AVHRR-NDVI and landuse data to describe temporal and spatial

- dynamics of vegetation. *Forest Ecology and management*, 128, 83-91. [https://doi.org/10.1016/s0378-1127\(99\)00275-3](https://doi.org/10.1016/s0378-1127(99)00275-3)
22. Tuia, D., Merenyi, E., Jia, X., & Grana-Romay, M. (2014). Foreword to the special issue on machine learning for remote sensing data processing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7, 1007-1011. <https://doi.org/10.1109/jstars.2014.2311915>
 23. Wang, H., Li, Q., Gao, Z., Sun, B., & Du, X. (2014). *Assessment of land degradation using time series trends analysis of vegetation indicators in Beijing-Tianjin dust and sandstorm source region*. Pages 753-756. 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium: IEEE. <https://doi.org/10.1109/igarss.2014.6946533>
 24. Zhang, M., Ghamisi, P., & Li, W. (2017). Classification of hyperspectral and LIDAR data using extinction profiles with feature fusion. *Remote Sensing Letters*, 8, 957-966. <https://doi.org/10.1080/2150704x.2017.1335902>