

Original Article



Comparative Analysis of Different Image Fusion Methods at the Pixel and Decision Levels on the Accuracy of Land Use and Land Cover Classification

Fatemeh Balouei & Mostafa Kabolizadeh^{*ID}

Affiliation

Faculty of Earth Sciences,
Shahid Chamran University of
Ahvaz, Ahvaz, Iran

ABSTRACT

Introduction: This research examines and evaluates various methods of fusion satellite images to produce high accuracy land use and land cover maps in the Ahvaz region. Considering the importance of accurate land use information in natural resource management, urban planning, and sustainable development, this study aims to analyze different integration methods and investigate their impact on the accuracy of land use classification. In this context, two major levels of data integration are explored: pixel-level integration and decision-level integration. Pixel-level integration involves combining information from multiple images simultaneously at the individual pixel level, which can significantly improve the accuracy and quality of the final images. On the other hand, decision-level integration focuses on combining the results obtained from different classification algorithms.

Materials and Methods: In this research, images from two sensors, Landsat 8 and Sentinel 2, were used. Landsat 8, with a spatial resolution of 30 meters, and Sentinel 2, with a spatial resolution of 10 meters, were specifically chosen for applications related to land use and land cover. In the first step, images were integrated at the pixel level using various integration methods, including Discrete Wavelet Transform (DWT), Spatial Filtering based on Intensity Modulation (SFIM), Gram Schmidt (GS), Multiplicative (MP), Brovey Transform and Principal Component Analysis (PC). Each of these methods was specifically designed to preserve the spectral and spatial characteristics in the integrated images. In the second step, two classification methods, Maximum Likelihood Classification (MLC) and Support Vector Machine (SVM), were employed to create classified images. This choice was made because of the high ability of both methods to differentiate various land use and land cover classes. As a final step, the use of the Dempster-Shafer method as a decision-level integration approach was examined. This method allows for the combination of evidence and information from various sources, facilitating the production of more accurate and reliable results.

Results and discussion: The results of this study indicated that the Support Vector Machine (SVM) method achieved higher accuracy in land use and land cover classification compared to the Maximum Likelihood Classification (MLC) method. The land use classification derived from the SFIM image using MLC, along with those obtained from GS, PC, and Brovey using SVM, were selected for decision-level integration due to their high Kappa coefficient and overall accuracy. The final land use map obtained through Dempster-Shafer integration exhibited an overall accuracy of 98.38% and a Kappa coefficient of 97.67%. These results reflect an improvement of 5 to 7 percent compared to the four land uses utilized. The increase in accuracy in class differentiation signifies success in more precise identification and classification of land use classes. Furthermore, the results revealed that the Dempster-Shafer method provided significant improvements, particularly in distinguishing similar classes such as soil and residential-road, leading to a notable increase in producer accuracy for these classes. Additionally, the examination of confusion matrices showed that the application of the Dempster-Shafer method reduced ambiguity in the classification of various land use classes. This emphasizes that the correct selection of integration and classification methods can directly enhance the accuracy and quality of land use maps.

Conclusion: This research clearly demonstrates that the use of the Dempster-Shafer method as an effective tool in integrating classified data can significantly increase the accuracy of land use maps. Moreover, this study emphasizes that selecting appropriate integration methods at both the pixel and decision levels can positively impact the quality of land use maps. Ultimately, this research serves as a valuable reference for future studies in the field of remote sensing data integration and its applications in natural resource management and urban planning, underscoring the importance of having accurate land use maps.

Keywords: Image integration, Dempster-Shafer, Land use/cover, Landsat- 8, Sentinel- 2.

Citation:

Balouei, F., Kabolizadeh, M.,
*Comparative Analysis of
Different Image Fusion
Methods at the Pixel and
Decision Levels on the
Accuracy of Land Use and
Land Cover Classification,*
Iran J Remote Sens GIS. 18(1):
1-22.

* Corresponding Author: m.kabolizade@scu.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2025.235304.1215>

Received: 2024.04.08

Accepted: 2025.01.12





بررسی مقایسه‌ای روش‌های گوناگون ادغام تصویر در سطح پیکسل و تصمیم بر دقت طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی

فاطمه بالویی و مصطفی کابلی‌زاده*

چکیده

مقدمه: این پژوهش روش‌های گوناگون ادغام تصاویر ماهواره‌ای را به منظور تولید نقشه‌های کاربری اراضی با دقت مناسب در منطقه اهواز، بررسی و ارزیابی می‌کند. با توجه به اهمیت اطلاعات دقیق کاربری اراضی در مدیریت منابع طبیعی، برنامه‌ریزی‌های شهری و توسعه پایدار، این مطالعه تلاش دارد روش‌های گوناگون ادغام را تحلیل کند و تأثیر آن‌ها را در دقت طبقه‌بندی کاربری اراضی بررسی نماید. در این راستا، دو سطح عمده ادغام داده‌ها بررسی می‌شود: ادغام در سطح پیکسل و ادغام در سطح تصمیم‌گیری. ادغام در سطح پیکسل به ترکیب هم‌زمان اطلاعات چندین تصویر در سطح پیکسل‌های فردی می‌پردازد که می‌تواند بهبود شایان توجهی در دقت و کیفیت تصاویر نهایی ایجاد کند. از دیگر سو، ادغام در سطح تصمیم‌گیری به ترکیب نتایج حاصل از الگوریتم‌های گوناگون طبقه‌بندی می‌پردازد.

مواد و روش‌ها: در این تحقیق، از تصاویر دو سنجنده لندست-۸ و سنتینل-۲ استفاده شده است. سنجنده لندست-۸ با تفکیک مکانی ۳۰ متر و سنجنده سنتینل-۲ با قدرت تفکیک ۱۰ متر، به‌ویژه برای کاربردهایی در زمینه کاربری اراضی و پوشش زمین، انتخاب شدند. در گام نخست، تصاویر در سطح پیکسل با بهره‌گیری از روش‌های گوناگون ادغام، شامل تبدیل موجک (DWT)، هموارسازی فیلتر متکی‌بر تعدیل شدت (SFIM)، گرام-اشمیت (GS)، ضرب (MP)، تبدیل Brovey و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) تلفیق شدند. هریک از این روش‌ها به‌طور خاص برای حفظ ویژگی‌های طیفی و مکانی در تصاویر ادغام‌شده طراحی شده‌اند. در گام دوم، به‌منظور ایجاد تصاویر طبقه‌بندی‌شده، دو روش حداکثر احتمال (MLC) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به کار گرفته شد. این انتخاب به دلیل توانایی بالای دو روش در تفکیک کلاس‌های متفاوت کاربری و پوشش اراضی بود. در آخرین مرحله، استفاده از روش دمپستر-شفر به‌منزله روشی برای ادغام در سطح تصمیم‌گیری، بررسی شد. این روش، با ترکیب شواهد و اطلاعات از منابع گوناگون، امکان تولید نتایج دقیق‌تر و مورد اطمینان‌تر را فراهم می‌آورد.

بحث و نتایج: نتایج این تحقیق نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان، در مقایسه با روش حداکثر احتمال، دقت بیشتری در طبقه‌بندی کاربری اراضی دارد. کاربری حاصل از تصویر روش SFIM به‌روش حداکثر احتمال و GS، PC و Brovey حاصل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، به‌علت ضریب کاپا و دقت کلی زیاد، برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انتخاب شدند. نقشه کاربری نهایی حاصل از ادغام، با استفاده از روش دمپستر-شفر، دقت کلی ۹۸/۳۸٪ و ضریب کاپا ۹۷/۶۷٪ را نشان داد. این نتایج بهبود پنج تا هفت درصدی را در مقایسه با چهار کاربری مورد استفاده، نشان می‌دهد. افزایش دقت در تفکیک کلاس‌ها نشان‌دهنده موفقیت در شناسایی و طبقه‌بندی دقیق‌تر کلاس‌های کاربری است. به‌علاوه، نتایج نشان داد که روش دمپستر-شفر، به‌طور خاص، در تفکیک کلاس‌های مشابه مانند خاک و مسکونی-جاده بهبود درخور توجهی به دست داده است؛ به‌گونه‌ای که دقت تولیدکننده در مورد این کلاس‌ها افزایش چشمگیری یافت. همچنین، با بررسی ماتریس‌های ایهام، مشخص شد که استفاده از روش دمپستر-شفر باعث کاهش ایهام در طبقه‌بندی کلاس‌های متفاوت کاربری شده است. این نکته تأکید می‌کند که انتخاب صحیح روش‌های ادغام و طبقه‌بندی می‌تواند مستقیماً به بهبود دقت و کیفیت نقشه‌های کاربری اراضی کمک کند.

نتیجه‌گیری: این تحقیق به‌وضوح بیان می‌کند استفاده از روش دمپستر-شفر ابزار مؤثری در ادغام داده‌های طبقه‌بندی‌شده است که می‌تواند دقت نقشه‌های کاربری اراضی را افزایش چشمگیری دهد؛ علاوه بر این، تأکید می‌کند که انتخاب روش‌های مناسب ادغام در سطح پیکسل و تصمیم‌گیری می‌تواند، در کیفیت نقشه‌های کاربری اراضی، تأثیرات مطلوب شایان توجهی داشته باشد. در نهایت، این پژوهش مرجع کارآمدی برای تحقیقات آینده، در زمینه ادغام داده‌های سنجش از دور و کاربردهای آن در مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی شهری، محسوب می‌شود و بر اهمیت نقشه‌های دقیق کاربری اراضی تأکید می‌کند.

واژه‌های کلیدی: ادغام تصاویر، دمپستر-شفر، کاربری و پوشش اراضی، لندست-۸، سنتینل-۲.

استناد:

بالویی، ف.، کابلی‌زاده، م.، بررسی مقایسه‌ای روش‌های گوناگون ادغام تصویر در سطح پیکسل و تصمیم بر دقت طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵، ۱-۲۲.



۱- مقدمه

با توجه به رابطه پیچیده بین کاربری و پوشش اراضی که در معیشت مردم تأثیرگذار است، تهیه نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین در بسیاری از مطالعات، از جمله تغییرات آب‌وهوایی، مدیریت شهری و پایش محیط‌زیست، مهم است (Amiri & Nateghi, 2023; Ran et al., 2012). طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان مهم‌ترین بخش تفسیر اطلاعات ماهواره‌ای به شمار آورد (Huang et al., 2022; Feng et al., 2021). سنجش از دور ابزار مهمی به‌منظور استخراج اطلاعات پوشش اراضی است. داده‌های ماهواره‌ای با توجه به ویژگی‌هایی، مانند دید وسیع و یکپارچه، استفاده از بخش‌های گوناگون طیف گسترده انرژی الکترومغناطیسی برای ثبت ویژگی‌های پدیده‌ها، پوشش تکراری و امکان استفاده از سخت‌افزار و نرم‌افزار، در دنیا با استقبال بسیاری روبه‌رو بوده است (Alavi, 2003). تشخیص عارضه، به‌منظور ایجاد نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین، اغلب نیازمند تصاویری با کیفیت بالاست. داده‌های سنجش از دور، با هدف تولید داده‌های که حاوی کیفیتی بهتر از تک‌منبع باشند، تعریف می‌شود (Zhang, 2010)؛ تعریف کیفیت بهتر، با توجه به زمینه کاربرد، بسیار متفاوت است. انجام دادن برخی مطالعات از طریق سنجش از دور به تصاویری با وضوح بسیار بالا، هم در حوزه مکانی و هم در حوزه طیفی، نیاز دارد که دستیابی به آن‌ها از طریق یک حسگر بسیار سخت است (Rasti & Ghamisi, 2020; Roy et al., 2023). برای کاهش این مشکل، بسیاری از ماهواره‌ها و سنجنده‌های نوری، مانند اسپات^۱ و لندست^۲ و کوئیک‌برد^۳، دو نوع حسگر نوری متفاوت اما مکمل یکدیگر را حمل می‌کنند که در آن‌ها، حسگر پانکروماتیک تصاویر با وضوح فضایی بالا را فقط با استفاده از تک‌باند و سنسور چندطیفی، و نیز تصاویری با وضوح فضایی پایین‌تر، اما با باندهای متعدد به دست می‌آورد (Liu et al., 2020; Hamza et al., 2024). یکی از بهترین اهداف ادغام تصاویر، حفظ مقادیر طیفی تصویر چندطیفی و بهبود قدرت تفکیک مکانی تصویر حاصل از ادغام است و از آنجاکه روش‌های گوناگون نتایج

متفاوتی به دست می‌دهند، در چند دهه اخیر، روش‌های متعددی برای ادغام تصاویر مطرح شده است. انتخاب روش مناسب بین روش‌ها، با توجه به کارایی الگوریتم در حفظ اطلاعات تصویر و حیطة کاربرد تصویر، اهمیت می‌یابد (Zhang, 2004; Klonus & Ehlers, 2007). محققان روش‌های ادغام را در سه دسته کلی قرار داده‌اند: روش‌های مبتنی بر پیکسل، روش‌های مبتنی بر ویژگی و روش‌های مبتنی بر تصمیم‌گیری (Kabolizadeh et al., 2018). دسته اول به ترکیب پیکسل‌های تصویر اصلی اشاره دارد، دسته دوم مبتنی بر ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده از مجموعه داده‌های منفرد است (Kabolizadeh et al., 2018) و ادغام در سطح تصمیم به تحلیل اولیه از مجموعه داده‌های متفاوت نیاز دارد. دو روش اول را می‌توان «پیش‌طبقه‌بندی یا ترکیب مدل‌سازی» در نظر گرفت؛ درحالی‌که روش نهای «ادغام پس‌از طبقه‌بندی یا مدل‌سازی» است (Joshi et al., 2016). برای ادغام مبتنی بر پیکسل، روش‌های بسیاری، از جمله شدت رنگ اشباع (SHI)^۴، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۵ و تبدیل موجک گسسته (DWT)^۶ در سراسر دنیا ابداع شده است (Sun et al., 2024). در زمینه ادغام تصاویر ماهواره‌ای در سطح پیکسل، می‌توان به برخی مطالعات اشاره کرد. رشیدی^۷ و همکاران (۲۰۰۸)، به‌منظور بهبود صحت طبقه‌بندی تیپ‌های جنگلی با روش PC، تصاویر داده‌های ماهواره‌ای را ادغام کردند. کابلی‌زاده^۸ و همکاران (۲۰۱۸) داده‌های لندست-۸ و سنتینل-۲ را برای پایش محیطی تلفیق کردند. پژوهش فاضلی فارسانی^۹ و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از روش‌های ادغام تصاویر، عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی را ارزیابی کردند.

1. SPOT
2. Landsat
3. Quickbird
4. Saturation Hue Intensity
5. Principal Component Analysis
6. Discrete Wavelet Transform
7. Rashidi
8. Kabolizadeh
9. Fazeli Farsani

همکاران (۲۰۱۸)، فنگ^{۱۰} و همکاران (۲۰۲۱)، جوداه و هو^{۱۱} (۲۰۲۲)، بلمهدی^{۱۲} و همکاران (۲۰۲۳) و اسماعیل‌زاده^{۱۳} و همکاران (۲۰۲۴) را نام برد. علاوه بر این، پژوهش‌های دیگری استفاده از نرم‌افزارهای متن‌باز را به‌علت سهولت دسترسی توصیه می‌کنند. در این میان، کتابخانه پردازش تصویر Orfeo ToolBox (OTB) که از سوی آژانس فضایی فرانسه (CNES) توسعه یافته و در QGIS یکپارچه شده، یکی از جعبه‌ابزارهای متن‌باز پرکاربرد است. این برنامه می‌تواند این امکان را فراهم آورد که چندین نقشه طبقه‌بندی‌شده با هم ترکیب شوند و نقشه طبقه‌بندی‌شده قوی‌تری پدید آید. ادغام، یا با استفاده از رأی اکثریت و یا با روش ترکیبی دمپستر-شفر، روی برچسب‌های کلاس انجام می‌شود (Esmacelzadeh et al., 2024; Karasiak & Perbet, 2018; Gilliot et al., 2018; Lennert et al., 2019; López-Caloca, 2014; Tupin et al., 2014; Vogel et al., 2022). نقشه کاربری اراضی با دقت بالا، برای برنامه‌ریزان و مدیرانی که در این عرصه فعالیت دارند، دارای اهمیت بسیار است. بررسی و مرور منابع نشان می‌دهد که دستیابی به تصویری با کیفیت مکانی و طیفی مناسب، با استفاده از روش‌های ادغام تصاویر در سطح پیکسل، امکان‌پذیر است. علاوه بر آن، الگوریتم دمپستر-شفر به‌منزله یکی از روش‌های تلفیق در سطح تصمیم‌گیری، پس از طبقه‌بندی مؤثر، گزارش شده است؛ بنابراین پژوهش حاضر نگاه ویژه‌ای به ارزیابی تلفیق تصاویر در سطوح متفاوت دارد. ابتدا در سطح پیکسل، برای رسیدن به تصویری با کیفیت بیشتر، تصاویر به‌روش‌های گوناگون ادغام می‌شود. البته، در بیشتر

فلاح و آزادبخت^۱ (۲۰۲۱)، درباره ادغام تصاویر مرئی و فرسرخ حرارتی براساس تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده، پژوهشی انجام دادند. شاه‌حسینی^۲ و همکاران (۲۰۲۲)، با تلفیق تصاویر سنتینل-۱ و سنتینل-۲، طبقه‌بندی شیء‌گرای مناطق شهری را انجام دادند. گانگور^۳ و شان (۲۰۰۴)، با استفاده از روش DWT، تصاویر را ادغام کردند. چو و جو^۴ (۲۰۰۸)، به‌منظور ادغام تصاویر ماهواره‌ای IKONOS، از روش SHI بهره بردند. کال^۵ و همکاران (۲۰۲۳)، با هدف نظارت بر پوشش گیاهی با وضوح بالاتر، از روش ادغام مبتنی بر فیزیک برای تصاویر سنتینل-۲ و سنتینل-۳ استفاده کردند. ادغام در سطح تصمیم (سطح تفسیر) بالاترین سطح پردازش است. در این شیوه ادغام، نتایج دریافتی از طبقه‌بندی‌کننده‌های محلی گوناگون برای تعیین تصمیم نهایی ترکیب می‌شوند (Luo et al., 2018). یکی از روش‌های پرکاربرد، به‌منظور ادغام تصاویر در سطح تصمیم، روش دمپستر-شفر^۶ است. نظریه شواهد دمپستر-شفر، به‌منزله روشی اساسی برای مقابله با مشکلات عدم قطعیت، نه به نمونه‌های آموزشی نیاز دارد و نه به دانش پیشینی درباره منطقه (Yang et al., 2020) و می‌تواند شواهد مبهم و متناقض مورد استفاده در تحلیل داده‌ها را کاهش دهد؛ به همین علت، در انواع مطالعات پوشش زمین به کار رفته است (Ran et al., 2012). بررسی اسناد داخلی نشان داد اغلب مطالعات نظری دمپستر-شفر، درباره سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی، در حوزه مباحث پتانسیل‌یابی زمین‌لغزش (Arabameri et al., 2017; Rowshanzamir, 2022)، فرسایش خاک (Chenari et al., 2018)، پهنه‌بندی مخاطرات محیطی (Mohammadi Sabet et al., 2019) و فرونشست آبخوان (Saghazadeh et al., 2023) بود و مطالعاتی که بررسی تأثیر روش مذکور را در نتایج طبقه‌بندی کاربری اراضی/پوشش نشان دهد، یافت نشد. باوجوداین، ازجمله مطالعاتی خارجی که بهبود طبقه‌بندی نهایی با استفاده از روش دمپستر-شفر را با موفقیت گزارش کردند، می‌توان پژوهش‌های بندجبور^۷ و همکاران (۲۰۰۱)، سعیدی^۸ و همکاران (۲۰۱۴)، لوئو^۹ و

1. Fallah & Azadbakht
2. Shahhoseini
3. Gungor
4. Chu & Zhu
5. Kallel
6. Dempster-Shafer
7. Bendjebbour
8. Saeidi
9. Luo
10. Feng
11. Judah
12. Belmahdi
13. Esmacelzadeh

تأمین محصولات کشاورزی نقش مهمی ایفا می‌کند (Kabolizadeh et al., 2018). رودخانه اصلی، در این منطقه، کارون است که از مرتفع‌ترین قله‌های زاگرس سرچشمه می‌گیرد و به خلیج فارس می‌ریزد و مهم‌ترین و پرآب‌ترین منبع آب سطحی ایران محسوب می‌شود. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

۲-۲- داده‌ها

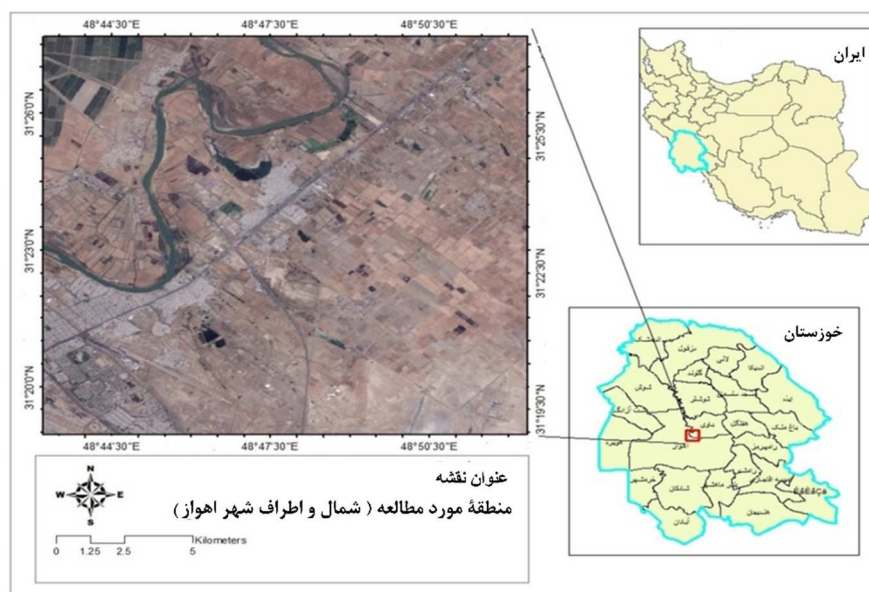
در این مطالعه از تصاویر دو سنجنده لندست- ۸ و سنتینل- ۲، به منظور تلفیق تصاویر، استفاده شد. با توجه به اینکه هدف این پژوهش تولید نقشه واحد حاصل از تلفیق بود، نزدیک بودن تاریخ دریافت تصاویر به منظور کاهش خطای ناشی از تغییرات درجه خاکستری، نکته‌ای مهم در نظر گرفته شد. برای انجام دادن فرایند ادغام، باندهای ۱ تا ۷ ماهواره لندست- ۸ سنجنده OLI، با قدرت تفکیک مکانی سی متری، به منزله تصاویر چندطیفی (شکل ۲) و باندهای ۲ و ۳ و ۴ ماهواره سنتینل- ۲، با قدرت تفکیک ده متر، به منزله تصاویر پانکروماتیک (شکل ۳) به کار رفتند. در جدول ۱، مشخصات تصاویر مورد استفاده در پژوهش حاضر آمده است.

مطالعات، ارزیابی ادغام تصاویر در سطح پیکسل مد نظر بوده است؛ در صورتی که داشتن ارزیابی کامل در سطوح متفاوت می‌تواند دید جامع‌تری به دست دهد. بنابراین، در مرحله بعد، جعبه‌ابزار متن‌باز OTB معرفی شد و ضمن آن، ادغام با استفاده از روش دمپستر- شفر در سطح تصمیم‌گیری که در مباحث تولید نقشه کاربری اراضی در مطالعات داخلی انجام نشده است، مورد ارزیابی قرار گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

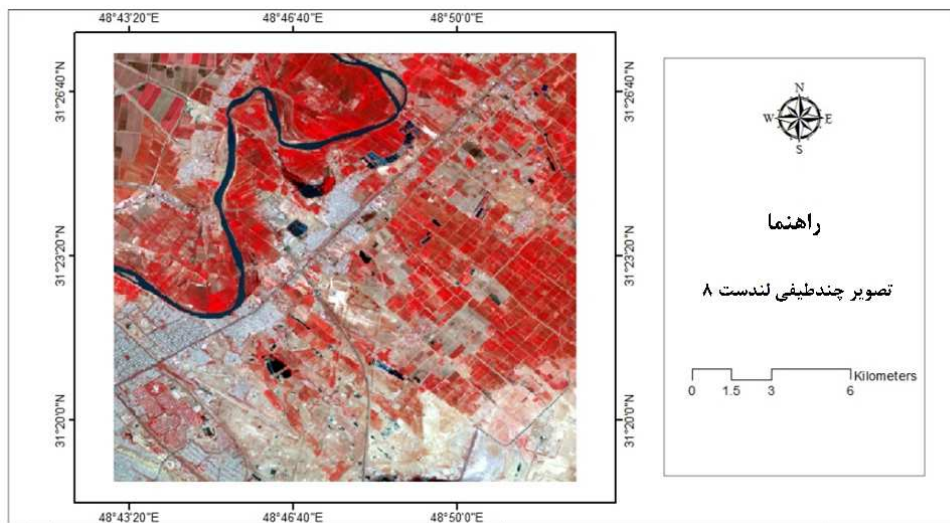
اهواز یکی از کلان‌شهرها و مرکز استان خوزستان، با مساحت ۲۲۲ کیلومترمربع، در کشور ایران واقع شده است. این شهر در بخش جلگه‌ای خوزستان و با ارتفاع هفده متر از سطح دریا قرار دارد. محدوده مورد مطالعه با طول شرقی $30^{\circ}48'44''$ تا $31^{\circ}48'52''$ و عرض شمالی $31^{\circ}31'20''$ تا $31^{\circ}31'30''$ شامل بخش شمالی شهر اهواز و اراضی کشاورزی اطراف شهرستان می‌شود. با توجه به اینکه شهر اهواز در دشتی حاصلخیز قرار گرفته است، اطراف آن را مزارع جالیزی و همچنین نخلستان‌های فراوانی دربرگرفته‌اند. این شهرستان در



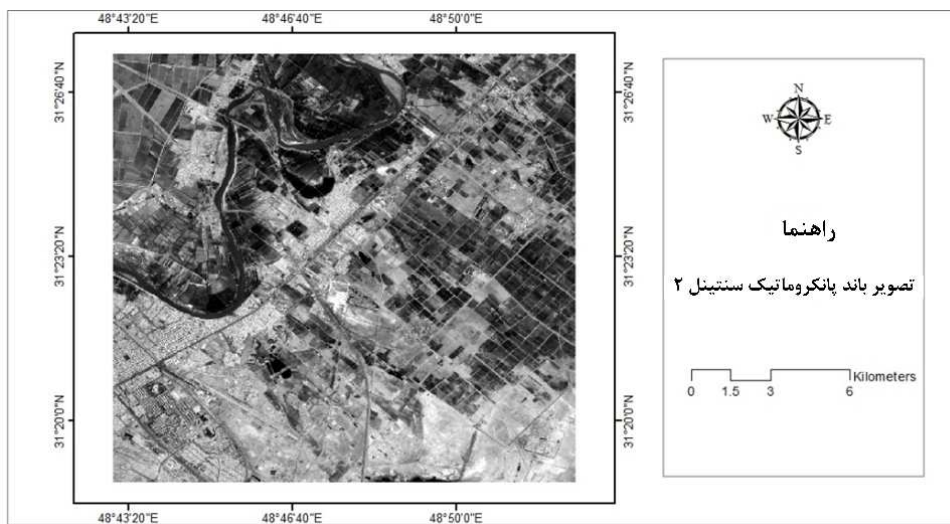
شکل ۱. نقشه موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه

نشریه سنجش از دور و GIS ایران

سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵



شکل ۲. ترکیب رنگی کاذب (۳، ۴، ۵) ماهواره لندست- ۸



شکل ۳. باند ۴ پانکروماتیک سنتینل- ۲ از منطقه مورد مطالعه

جدول ۱. مشخصات تصاویر استفاده شده

ماهواره	سنجنده	قدرت تفکیک مکانی باندهای استفاده شده	باندهای استفاده شده	تاریخ	دوره بازگشت
لندست- ۸	OLI	سی متر	۱ تا ۷	۲۰۲۳/۰۵/۸	شانزده روزه
سنتینل- ۲	MSI	ده متر	۲، ۳ و ۴	۲۰۲۳/۰۵/۱۱	پنج روزه

۲-۳- روش کار

۲-۳-۱- ادغام تصاویر به روش‌های مبتنی بر پیکسل

روش ادغام تبدیل موجک

DWT یکی از روش‌های محبوب ادغام در سطح پیکسل است که در دسته روش‌های مبتنی بر فیلتر و در حوزه فرکانس قرار می‌گیرد. اساس این روش جای‌گذاری جزئی است. تصویر، در تجزیه موجک، به چهار زیرتصویر یا مؤلفه به نام ضرایب موجک (LL، LH، HL و HH) تبدیل می‌شود. L به معنای فیلترکردن با فرکانس پایین و H به معنای فیلترکردن با فرکانس بالاست. LL تصویر تقریبی، و ضرایب LH، HL و HH به ترتیب، ضرایب جزئیات در راستای عمودی، افقی و قطری‌اند؛ بخش فرکانس پایین را می‌توان، تا رسیدن به نتیجه دلخواه، تجزیه کرد (Basheer et al., 2022; Jinju et al., 2019; Richa et al., 2022; Wang et al., 2021).

دارای وضوح پایین شبیه‌سازی می‌شود و سپس یک تبدیل GS، به‌منزله اولین باند، روی تصویر چندباندی اعمال می‌شود که به تعداد باندهای تلفیق‌شده، مؤلفه ایجاد گردد. پس از آن، باند پانکروماتیک دارای وضوح مکانی بالا جایگزین اولین جزء GS می‌شود. در نهایت، یک تبدیل GS معکوس، برای ایجاد باندهای چندطیفی ادغام‌شده، اعمال می‌شود (Ehlers et al., 2010).

روش ادغام MP

در روش MP، هر یک از باندهای تصویر چندطیفی جداگانه، به کمک اپراتورهای جمع، تفریق، ضرب و تقسیم، با باند پانکروماتیک ارتباط می‌یابد؛ چگونگی این ارتباط در رابطه (۲) بیان شده است. این شیوه یکی از روش‌های قدرتمند تلفیق تصویر است که سبب افزایش کنتراست می‌شود (Kaboolizadeh et al., 2018).

$$xs3 = a3 + b3(p + 3xs3/4) \quad \text{رابطه (۲)}$$

در این معادله، a و b متغیرهای معادله‌ها هستند؛ p نشان‌دهنده باند دارای قدرت تفکیک مکانی بالا و xs باند دارای قدرت سنجنده چندطیفی است که از سه باند استفاده می‌کند.

روش ادغام Brovey

فرمول‌های ریاضی تبدیل Brovey را می‌توان به صورت ترکیبی از تصاویر پانکروماتیک و چندطیفی نشان داد. تبدیل Brovey باندهای چندطیفی را نرمال می‌کند و آن را با روش‌های تلفیق نسبت‌های باندی و ترکیب‌های حسابی، به شدت و روشنایی تصویر پانکروماتیک تطبیق می‌دهد (Gharbia et al., 2014; Yang et al., 2021). اصلی امکان ادغام را صرفاً برای سه باند فراهم می‌آورد اما الگوریتم اصلاح‌شده این امکان را ایجاد خواهد کرد که تمامی باندهای چندطیفی اصلاح شوند (Liu et al., 2020).

روش هموارسازی فیلتر متکی بر تعدیل شدت (SFIM) این روش براساس اصل تابش خورشیدی و بازتاب طیفی سطح زمین توسعه یافته است (Li et al., 2004) و در آن، برای تعدیل تصویر چندطیفی با وضوح پایین، از نسبت بین پانکروماتیک و تصویر فیلتر بالاگذر استفاده می‌شود (Pohl & Genderen, 2016). SFIM مطابق رابطه (۱) تعریف شده است

$$IMAGE_{SFIM} = \frac{IMAGE_{LOW} * IMAGE_{high}}{IMAGE_{mean}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این معادله، $IMAGE_{LOW}$ تصویر دارای وضوح پایین، $IMAGE_{high}$ تصویر با وضوح بالا، $IMAGE_{mean}$ تصویر میانگین ایجادشده از باند پانکروماتیک با اعمال فیلتر پایین‌گذر روی آن و $IMAGE_{SFIM}$ تصویر حاصل از ادغام به روش SFIM است.

روش ادغام گرام-اشمیت (GS)

روش GS مجموعه‌ای از بردارها را به مجموعه جدیدی از بردارهای مستقل متعامد و خطی تبدیل می‌کند؛ با میانگین‌گیری باندهای چندطیفی، باند پانکروماتیکی

- | | |
|--|------------------------|
| 1. Low-Low Filtering | 2. Low-High Filtering |
| 3. High-Low Filtering | 4. High-High Filtering |
| 5. Smoothing Filter-Based Intensity Modulation | |
| 6. Gram-Schmidt | 7. Multiplication |

روش ادغام PC

این روش از فنون آماری است که مجموعه داده‌ای چندمتغیره شامل متغیرهای همبسته را به مجموعه داده‌ای شامل ترکیبات خطی ناهمبسته از متغیرهای اصلی، تبدیل می‌کند. برای تصاویر، فضای ویژگی ایجاد می‌کند که می‌توان، به جای فضای ویژگی تصویر چندطیفی اصلی، از آن در تحلیل بیشتر بهره برد. PC روی باندهای چندطیفی اعمال می‌شود. تصویر پانکروماتیک هیستوگرام منطبق بر مؤلفه اول است؛ سپس مؤلفه انتخاب شده را جایگزین می‌کند و تبدیل PC معکوسی، مجموعه داده‌ای ادغام شده را به فضای ویژگی چندطیفی اصلی بازمی‌گرداند (Ehlers et al., 2010).

۲-۳-۲- ادغام در سطح تصمیم‌گیری

نظریه دمپستر-شفر

این نظریه که با عنوان نظریه توابع باور نیز شناخته می‌شود، تعمیم نظریه بیزی احتمال ذهنی است. نظریه بیزی، برای هر پرسش مورد نظر، به احتمالات نیاز دارد اما توابع باور زمینه را فراهم می‌کند که میزان باور در مورد هر پرسش را براساس احتمالات برای پرسشی مرتبط قرار دهیم. این درجات باور ممکن است ویژگی‌های ریاضی احتمالات را داشته باشند یا این‌گونه نباشد. تفاوت آن‌ها، با احتمالات، از این ناشی می‌شود که دو پرسش مورد نظر چه اندازه به هم مرتبط باشند (Denoeux, 2008). این نظریه را دمپستر (۱۹۶۷) به کار برد و سپس شفر (۱۹۷۶) ساختار ریاضی آن را بیان کرد. نظریه دمپستر-شفر با عنوان توابع باور نیز شناخته می‌شود. این نظریه، به علت بحث حول باورها در مورد وضعیت یا مجموعه‌ای از باورها درباره وضعیت‌هایی، دارای اهمیت است. توابع باور (رابطه (۳)) و ممکن بودن (رابطه (۴)) این‌گونه بیان می‌شود (Chen et al., 2014; Denoeux., 2008; Foucher, 2002):

$$\text{Bel}:\Omega(\theta) \rightarrow [0,1] \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$\text{Bel}(A) = \sum_{B \subset A} m(B)$$

$$\text{Pl}(A):\Omega(\theta) \rightarrow [0,1] \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$\text{Pl}(A) = 1 - \text{Bel}(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$

در این معادلات، تابع Bel(A) مقدار کل احتمالی را اندازه‌گیری می‌کند که باید در میان عناصر از A باشد و به معنای حقیقت و معناداری در مورد باور A و نیز حد نزولی روی احتمال A است. Pl(A) حداکثر مقدار احتمال را، که می‌تواند در میان مجموعه A توزیع شود، اندازه می‌گیرد؛ در واقع، میزان باور کلی در مورد A را بیان می‌کند و به منزله بیشترین میزان احتمال A است. فرض کنید θ مجموعه‌ای نامتناهی از عناصر است؛ هر عنصر می‌تواند فرضیه، هدف، یا موردی از وضعیت یک مجموعه باشد. در این صورت، θ را چارچوب تشخیص نام‌گذاری می‌کنند.

برای نمونه:

$$m(\text{اراضی کشاورزی}) = 0.8$$

$$m(\text{مناطق شهری}) = 0.1$$

$$m(\text{اراضی کشاورزی و مناطق شهری}) = 0.1$$

در این مثال، ۸۰٪ اطمینان وجود دارد که منطقه شامل اراضی کشاورزی است، ۱۰٪ اطمینان وجود دارد که جزء مناطق شهری است و ۱۰٪ اطمینان هست که به یکی از این دو کاربری تعلق دارد؛ بنابراین Bel اراضی کشاورزی برابر با ۰/۸ و Pl برابر با ۰/۹ است.

قوانین ترکیب شواهد در نظریه دمپستر-شفر

چنانچه m_1 و m_2 دو تابع جرم باشند که از دو منبع اطلاعات متفاوت به دست آمده‌اند و آنگاه چارچوب تشخیص θ برای هر دوی این منابع اطلاعاتی یکسان باشد (جرم مشترک)، به صورت $m_{1,2}$ بیان می‌شود (Shafer, 1976; Chen et al., 2002; Denoeux, 2008; Foucher, 2002). روابط (۵) تا (۷) نحوه ترکیب دو منبع اطلاعات به روش دمپستر-شفر را نشان می‌دهد.

$$m_{1,2}(A) = (m_1 \oplus m_2)(A) \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$(m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C)$$

$$\text{رابطه (۶)}$$

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C), \quad k \neq 1. \quad \text{رابطه (۷)}$$

رابطه (۸)

$$x \in w_i \text{ if } P(w_i|x) \text{ for all } j \neq i$$

این معادله بیان می‌کند، اگر مقادیر احتمال تعلق پیکسل به این کلاس، یعنی $(w_i|x)$ ، بزرگ‌تر از احتمال دیگر کلاس‌ها باشد، پیکسل با بردار مقادیر طیفی X به کلاس w_i تعلق دارد.

روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)

SVM روشی به منظور طبقه‌بندی نظارت‌شده محسوب می‌شود که هدف اصلی آن یافتن صفحه‌ای بهینه، برای بیشینه‌سازی تفکیک بین دو کلاس است. برای تفکیک داده‌های غیرخطی ماشین بردار پشتیبان، از کرنل‌های خطی، گوسی، چندجمله‌ای و سیگموئید استفاده می‌کند (Durgesh & Lekha, 2010). ماشین بردار پشتیبان، در واقع، طبقه‌بندی‌کننده‌ای دودویی است که دو کلاس را با استفاده از مرزی خطی، از هم جدا می‌کند (Durgesh & Lekha, 2010).

برآورد دقت طبقه‌بندی

برآورد دقت برای درک نتایج به دست آمده و به کار بردن این نتایج، به منظور تصمیم‌گیری، اهمیت بسیاری دارد. معمول‌ترین پارامترهای برآورد دقت شامل دقت کلی^۱ و ضریب کاپا می‌شود. از نظر تئوری احتمالات، دقت کلی را نمی‌توان معیار مناسبی برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی به شمار آورد زیرا، در این شاخص، نقش شانس درخور توجه است. دقت کلی از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا، تقسیم بر تعداد کل پیکسل‌ها، طبق رابطه (۹) به دست می‌آید (Alavi Panah, 2003).

$$OA = \frac{1}{N} \sum P_{ii} \quad \text{رابطه (۹)}$$

در این معادله، OA برابر است با دقت کلی، N تعداد کل پیکسل‌های آزمایشی و $\sum P_{ii}$ جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطاست.

K جرم احتمال پایه ناسازگاری بین منابع شواهد را بیان می‌کند. براساس رابطه (۷)، K حاصل مجموع توابع جرم تمامی زیرمجموعه‌هایی است که اشتراک آن‌ها تهی باشد. هرچه مقدار K بیشتر باشد، ناسازگاری بین منابع اطلاعات بیشتر خواهد بود. مخرج $1-k$ ، در رابطه (۶)، به منظور فاکتور نرمال کردن به کار می‌رود و m، به منزله تابع جرم، در چارچوب تشخیص یکسان θ بیان می‌شود (Chen et al., 2014).

۴-۲- طبقه‌بندی تصاویر

هدف اصلی طبقه‌بندی تصاویر، تبدیل داده‌های عددی ثبت‌شده از تصاویر ماهواره‌ای به ویژگی‌های یک منظره است. برای دستیابی به فرایند طبقه‌بندی، روشی برای استخراج اطلاعات تصویر چندطیفی و اعمال برخی قوانین تصمیم‌گیری آماری لازم است تا به هر پیکسل، در یک تصویر، هویت پوشش زمین (برچسب‌گذاری پیکسل) بدهد. پس از تکمیل فرایند طبقه‌بندی، نقشه‌ای موضوعی ایجاد می‌شود؛ این نقشه حاوی نمایش اطلاعاتی از تصویری است که توزیع فضایی موضوعی خاص را نشان می‌دهد (Al Momani et al., 2006). مضامین یا کلاس‌ها ممکن است چمن، آب، ماسه، مخروطیان یا مواردی دیگر باشند. طبقه‌بندی‌های مرتبط با این پژوهش شامل دو روش حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان می‌شود.

روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال (MLC)

این شیوه هنوز هم از رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی تصویر است. در این روش، احتمال اینکه پیکسلی به هر یک از m کلاس موجود متعلق باشد بررسی می‌شود و سپس پیکسل به کلاسی اختصاص می‌یابد که بیشترین احتمال تعلقش به آن وجود دارد. در این شیوه، طبقه‌بندی براساس واریانس و کوواریانس انجام می‌شود و فرض بر این است که همه مناطق آموزشی دارای پراکنش نرمال‌اند (Alavi Panah, 2003). اصلاح ریاضی منطبق این روش را می‌توان به صورت رابطه (۸) نوشت.

1. Overall Accuracy

شامل شوند. نمونه‌ها در محیط ROI Tool، در نرم‌افزار ENVI، فراخوانی شد و صحت‌سنجی تصاویر طبقه‌بندی‌شده مورد ارزیابی قرار گرفت. شایان ذکر است نمونه‌های تعلیمی که مبنای طبقه‌بندی بودند، از روی تصاویر ادغام‌شده در سطح پیکسل انتخاب شدند.

در این مطالعه، ابتدا دو تصویر لندست- ۸ و سنتینل- ۲ در سطح پیکسل، به روش‌های مورد اشاره، با هم تلفیق شدند و کاربری اراضی، به دو روش SVM و MLC، به صورت جداگانه برای هر یک از حالت‌های تلفیق در سطح پیکسل، طبقه‌بندی شدند. در ادامه، براساس آماره‌های دقت، بهترین نقشه‌های کاربری ایجاد شده انتخاب و با استفاده از روش دمپستر- شفر در دسترس در جعبه‌ابزار OTB و QGIS (نسخه ۳.۲۲.۷)، ادغام شدند. برای هر پیکسل، برچسب کلاسی انتخاب شد که جرم باور برای آن حداکثر است. این جرم باور با استفاده از ترکیب دمپستر- شفر از جرم‌های باور محاسبه می‌شود. علاوه بر این، جرم‌های باور براساس ماتریس‌های ابهام ورودی هر نقشه طبقه‌بندی‌شده، با به‌کاربردن یکی از معیارهای دقت کلی یا ضریب کاپا، محاسبه می‌شود؛ بنابراین هر نقشه طبقه‌بندی ورودی باید، با فایل ماتریس ابهام ورودی مربوط به خود برای ادغام، مرتبط شود. پیکسل‌های ورودی با برچسب NODATA در ترکیب نقشه‌های طبقه‌بندی استفاده نمی‌شوند. به‌علاوه، پیکسل‌هایی که همه طبقه‌بندی‌کننده‌های ورودی برای آن‌ها روی NODATA تنظیم شده‌اند این مقدار را در تصویر ادغام‌شده خروجی نگه می‌دارند. شکل ۴ مراحل کلی روند اجرای پژوهش حاضر را نشان می‌دهد.

۳- نتایج

در این پژوهش، برای بهبود دقت مکانی، تصاویر ابتدا در سطح پیکسل و با روش‌های Brovey، MP، PC، GS، SFIM و DWT تلفیق شدند که نتایج آن در شکل ۵ آمده است. بین روش‌های به‌کاررفته در این پژوهش، سه شیوه

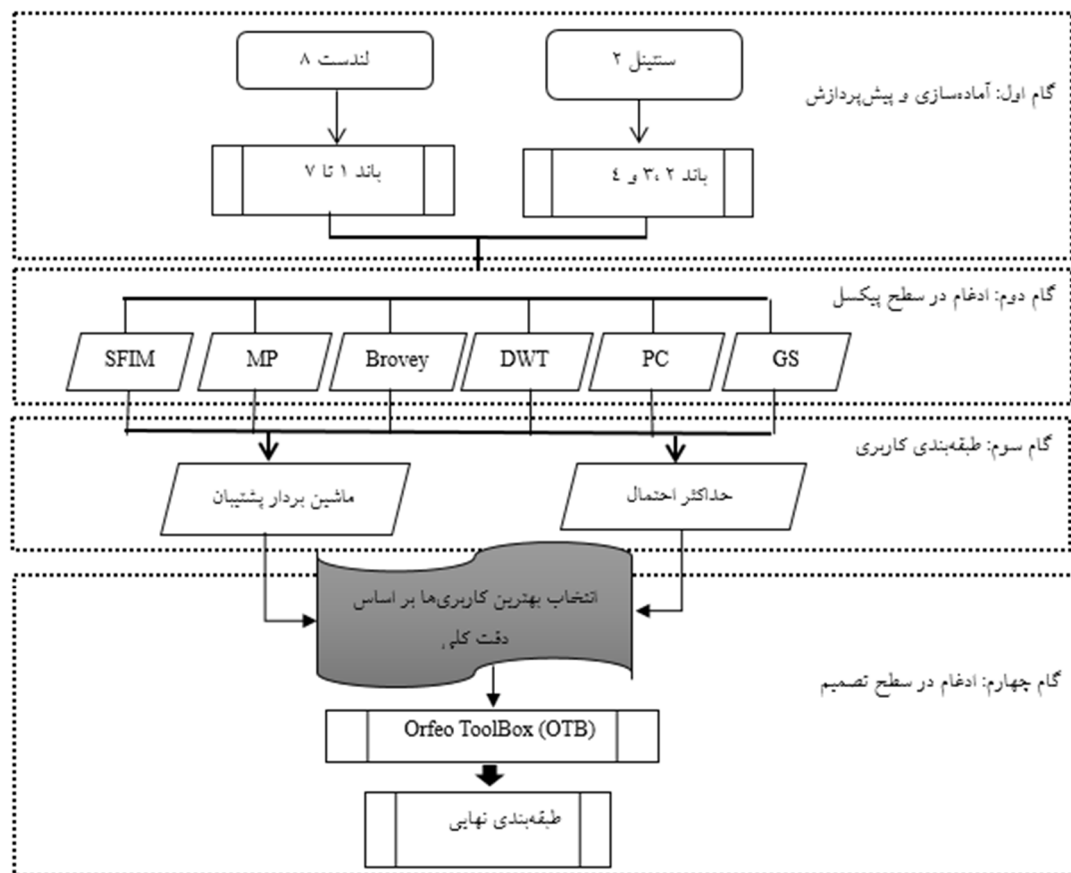
به‌دلیل ایرادهای وارد بر دقت کلی، در کارهای اجرایی که مقایسه دقت طبقه‌بندی مورد توجه است، اغلب از شاخص کاپا استفاده می‌شود زیرا شاخص کاپا پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی‌شده را مد نظر قرار می‌دهد (Alavi Panah, 2003). شاخص کاپا طبق رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$Kappa = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c} \quad (10)$$

P_o برابر با درستی مشاهده‌شده و P_c نیز توافق مورد نیاز است.

لازمه به‌کاربردن هر نوع اطلاعات موضوعی آگاهی از درستی و صحت آن است. پس از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نمونه‌های تعلیمی که در روند طبقه‌بندی دخالت نداشته‌اند، دقت طبقه‌بندی با دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی ارزیابی شد. از آنجاکه امکان برداشت هم‌زمان نقاط زمینی با GPS و تصاویر ماهواره‌ای همیشه فراهم نیست و اختلاف زمانی بین نقاط کنترل زمینی و تصاویر ماهواره‌ای نیز می‌تواند به تشخیص نادرست پوشش زمین منجر شود، محققان به استفاده از روش‌های دیگر برای انتخاب نقاط زمینی روی آورده‌اند. دقت ماهواره کوئیک‌برد حدود ۵/۰ متر است که سبب می‌شود مشکل فقدان واقعیت زمینی کاهش یابد (Kiyani et al., 2014). بنابراین، برای انتخاب نقاط کنترل زمینی و بررسی صحت طبقه‌بندی با به‌کارگیری نرم‌افزار گوگل ارث^۱، از تصاویر کوئیک‌برد استفاده شد. ابتدا مرز منطقه مورد مطالعه وارد نرم‌افزار گوگل ارث شد. با داشتن مختصات چندین نقطه محدود از عارضه‌های ثابت مانند جاده‌ها و رودخانه‌ها، دقت هندسی تصاویر گوگل ارث و لندست و سنتینل، با خطای RMSE کمتر از یک پیکسل، ارزیابی شد. در ادامه، با بزرگ‌نمایی روی صفحه‌نمایش رایانه و منطبق کردن تصویر گوگل ارث با تاریخ تصاویر سنتینل و لندست، نمونه‌هایی از پلی‌گون‌ها در محدوده مورد مطالعه، با پراکنش مناسب انتخاب شد؛ به‌گونه‌ای که کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی مشابه در یک گروه قرار گیرند و ۳۰٪ منطقه را

1. Google Earth



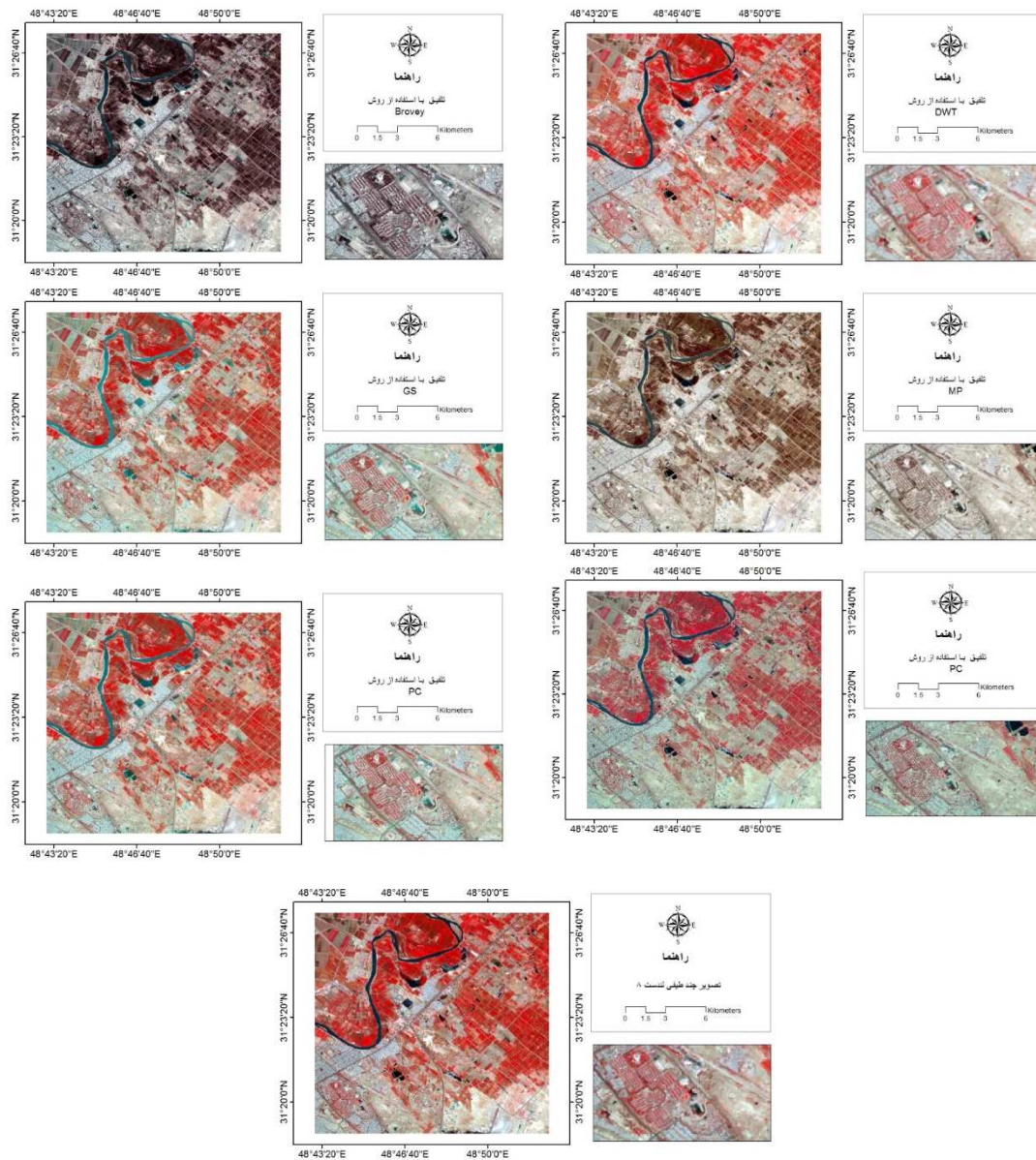
شکل ۴. فلوجارت مراحل کار

در سطح پیکسل اعمال شد. چهار طبقه‌بندی با مقادیر بیش از ۹۰٪، طبق دقت کلی و ضریب کاپای به‌دست‌آمده، برای انجام‌دادن تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انتخاب شد. بر این اساس، برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری، نقشه کاربری اراضی/ پوشش حاصل از تصویر ادغام‌شده در سطح پیکسل به روش SFIM و طبقه‌بندی‌شده به‌شیوه حداکثر احتمال، به‌همراه نقشه‌های کاربری اراضی/ پوشش حاصل از تصاویر ادغام‌شده در سطح پیکسل به روش‌های GS، PC و Brovey که با استفاده از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان تهیه شده‌اند، انتخاب شدند (شکل‌های ۶ و ۷). دقت کاربر و تولیدکننده هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی در شکل ۶ ارائه شده است. شکل ۸ بزرگ‌نمایی

SFIM، Brovey و DWT محدودیت باندی دارند و تلفیق تصاویر راه، درمورد بیش از سه باند، نمی‌توانند انجام دهند. از میان روش‌های ذکرشده، SFIM، DWT و MP در محیط کدنویسی متلب و سایر روش‌ها از طریق نرم‌افزار ENVI اجرا شد. پس از حصول نتایج تلفیق تصاویر در سطح پیکسل، دو روش ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال، به‌منظور ایجاد نقشه‌های کاربری اراضی/ پوشش، به کار رفت. نتایج دقت هر یک از نقشه‌های کاربری حاصل از تلفیق در جدول ۲ بیان شده است. از روش دمپستر- شفر، با کمک جعبه‌ابزار OTB، برای ادغام در سطح تصمیم استفاده شد. ابتدا روش‌های طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان روی هر یک از تصاویر حاصل از روش‌های تلفیقی ذکرشده

کاربری اراضی حاصل از ادغام در سطح تصمیم‌گیری با روش دمپستر- شفر ارائه شده است.

محدوده‌هایی از تصویر رنگی کاذب لندست- ۸ را به‌منظور تفسیر بصری، نشان می‌دهد. در شکل ۹، نقشه



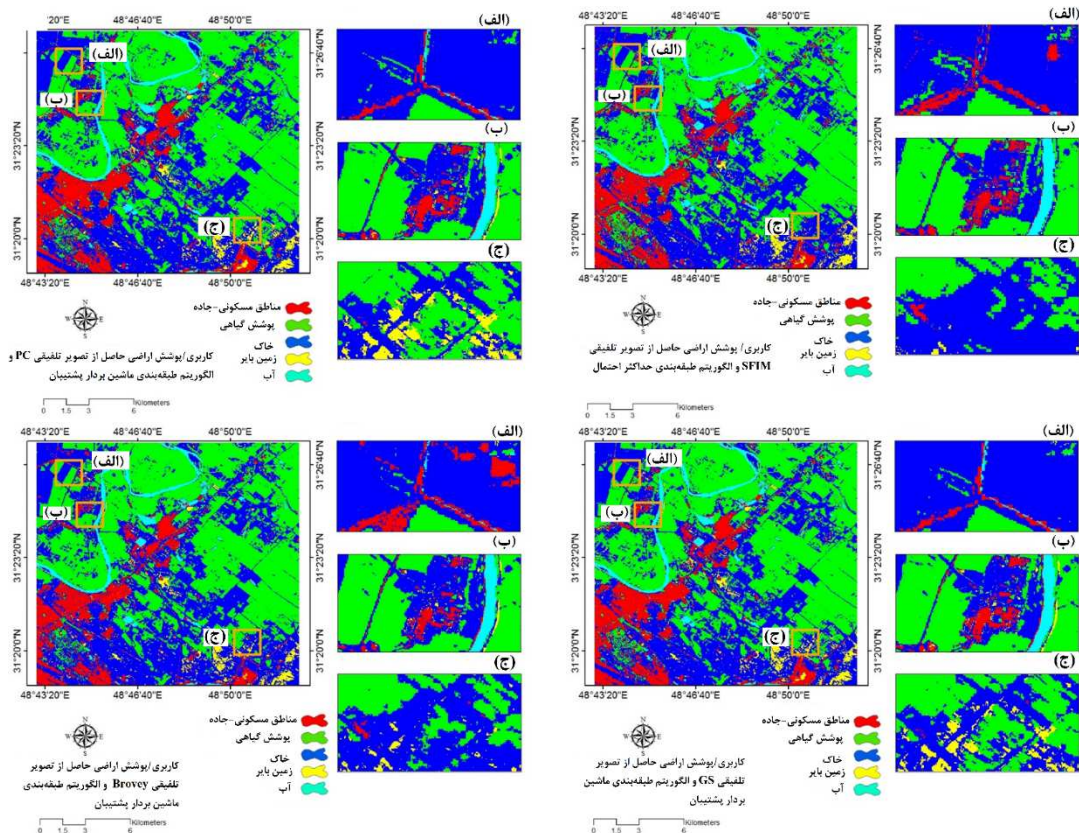
شکل ۵. نتایج حاصل از ادغام تصاویر ماهواره لندست- ۸ و سنیتل- ۲ و تصویر لندست بدون تلفیق

جدول ۲. ارزیابی دقت روش‌های گوناگون طبقه‌بندی برای روش‌های متفاوت تلفیق طبقه‌بندی شده

روش طبقه‌بندی	سطح تلفیق	روش ادغام	ضریب کاپا (درصد)	دقت کلی (درصد)
حداکثر احتمال	پیکسل	DWT	۰/۸۸	۹۳/۰۷
		GS	۰/۸۶	۹۲/۵
		MP	۰/۸۵	۹۲/۲۷
		PC	۰/۸۷	۹۲/۳۸
		Brovey	۰/۸۷	۹۲/۱۱
		SFIM	۰/۹۰	۹۴/۰۶
ماشین بردار پشتیبان	پیکسل	DWT	۰/۸۶	۹۳/۱۳
		GS	۰/۹۲	۹۵/۴۷
		MP	۰/۸۹	۹۳/۹۹
		PC	۰/۹۳	۹۵/۸
		Brovey	۰/۹۰	۹۴/۳۹
		SFIM	۰/۹۰	۹۳/۰۴
تلفیق کاربری اراضی / پوشش	تصمیم‌گیری	دمپستر- شفر	۹۷/۶۷	۹۸/۳۸



شکل ۶. دقت کاربر و دقت تولیدکننده در هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی / پوشش، با روش ادغام و الگوریتم طبقه‌بندی متفاوت



شکل ۷. نقشه کاربری اراضی/ پوشش محدوده مورد مطالعه

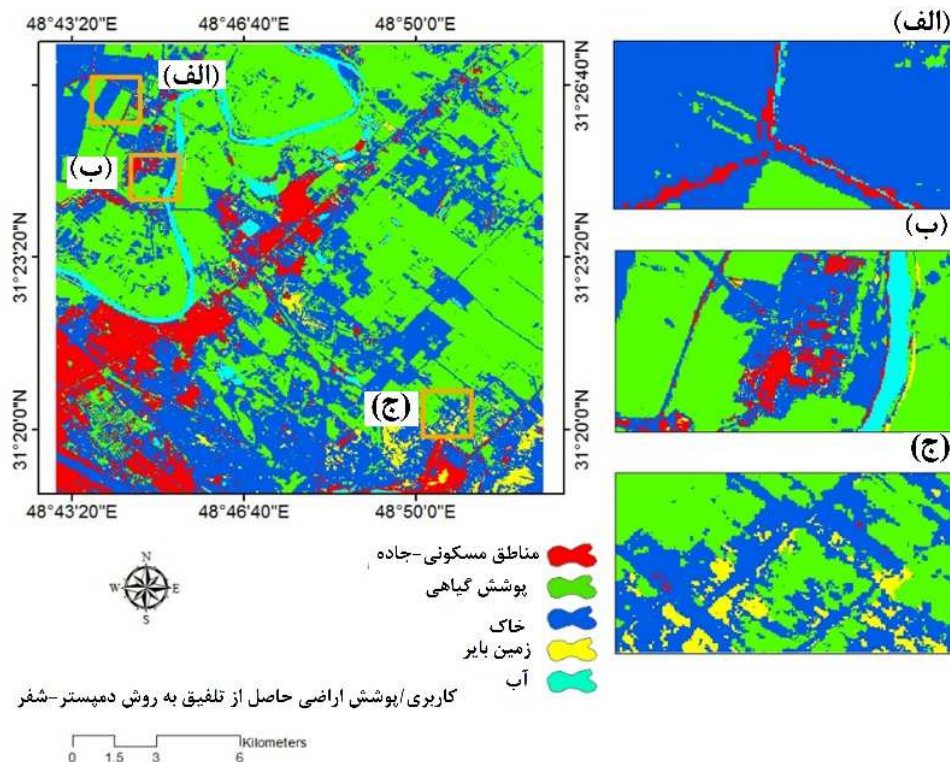


شکل ۸. تصویر رنگی کاذب ماهواره لندست- ۸

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در اغلب مطالعات، روش‌های ادغام تصاویر به صورت ابزاری کارآمد به منظور بهبود کیفیت و کاربردهای گوناگونی، از جمله تشخیص عوارض، ارزیابی تغییرات، بهبود طبقه‌بندی کاربری اراضی، بررسی تغییرات رطوبت خاک و اتمسفر، و پیشنهاد شده‌اند. ادغام تصاویر روش‌های متفاوتی دارد؛ بنابراین باید از شیوه‌ای استفاده کرد که ضمن حفظ اطلاعات طیفی، دقت مکانی را بهبود بخشد و البته، با توجه به کاربرد مورد مطالعه، روش

مناسب می‌تواند متغیر باشد. در این پژوهش، از روش‌های PC، GS، MP، SFIM، DWT و Brovey به منظور تلفیق تصاویر دو ماهواره لندست- ۸ و سنتینل- ۲ در سطح پیکسل استفاده شد. از آنجاکه هدف نهایی این پژوهش دستیابی به یک نقشه کاربری اراضی با دقت بالا بود، افزون بر کاربرد دو روش حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان برای کلاس‌بندی عوارض، روش ترکیب دمپستر- شفر هم برای ادغام بهترین نقشه‌های طبقه‌بندی ایجاد شده در مرحله قبل، اجرا شد.



شکل ۹. کاربری اراضی/ پوشش حاصل از تلفیق به‌روش دمپستر- شفر

طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، کاربری‌های حاصل از روش GS، PC و Brovey به‌منزله بهترین حالت‌های ممکن برای ادغام در سطح تصمیم انتخاب شدند؛ بنابراین الگوریتم دمپستر- شفر، با چهار نقشه کاربری اراضی شامل SFIM با روش حداکثر احتمال، GS، PC و Brovey به‌روش ماشین بردار پشتیبان، برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری اجرا شد تا نتیجه بهتری به دست آید. شکل ۷ طبقه‌بندی‌های ورودی به الگوریتم دمپستر- شفر را نشان می‌دهد. در سمت راست تصاویر، بزرگ‌نمایی بخش‌های مشترکی از نقشه‌های طبقه‌بندی کاربری اراضی، برای مقایسه بیشتر، نشان داده شده است. در محدوده‌های مشخص شده با A و B، مشاهده

همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده است، روش ماشین بردار پشتیبان عملکردی موفقیت‌آمیزتر از روش حداکثر احتمال در منطقه مورد مطالعه داشته؛ به‌گونه‌ای که روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال فقط در مورد تصویر تلفیق‌شده به‌روش SFIM توانسته است ضریب کاپای ۹۰٪ داشته باشد و سایر تصاویر تلفیق‌شده ورودی به طبقه‌بندی‌کننده حداکثر احتمال دارای ضریب کاپای کمتر از ۹۰٪ بوده‌اند. از این‌رو تنها کاربری حاصل از SFIM به‌منظور تلفیق در سطح تصمیم انتخاب شد. هوانگ^۱ و همکاران (۲۰۰۲)، اومی^۲ و همکاران (۲۰۰۸)، نیتسه^۳ و همکاران (۲۰۱۲) و ورونچی^۴ و همکاران (۲۰۲۳) دقت حاصل از به‌کارگیری روش SVM را با روش حداکثر احتمال مقایسه کردند. طبق نتایج تحقیقات آن‌ها، دقت روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان بیشتر از روش حداکثر احتمال است که با نتایج پژوهش حاضر هم‌سویی دارد. از میان خروجی‌های

1. Huang
2. Oomme
3. Nitze
4. Vorovencii

مشاهده کرد. دقت کاربر و تولیدکننده کلاس پوشش گیاهی حاصل از تصویر SFIM برابر با ۸۶/۲۱ و ۹۰/۹۱٪، در تصویر PC برابر ۹۰/۴۵ و ۹۰/۲۸٪، در GS به‌روشنی ماشین بردار پشتیبان ۹۹/۸۹ و ۹۳/۷۴٪ و در کاربری حاصل از تلفیق Brovey نیز برابر با ۸۱/۲۷ و ۸۹/۰۶٪ بود. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، بین نتایج چهار حالت مورد بررسی، اختلاف تقریباً چشمگیری وجود دارد و بیشترین دقت به طبقه‌بندی تصویر تلفیق GS با روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و کمترین مقدار دقت به تلفیق Brovey تعلق دارد.

با توجه به اینکه روش‌های گوناگون می‌توانند، در قیاس با تصویر چندطیفی، باعث ایجاد تغییرات متفاوتی در اطلاعات طیفی و مکانی تصویر ادغام‌شده شوند، احتمال دارد خروجی حاصل از طبقه‌بندی هر یک از تصاویر ادغام‌شده دقت‌های متفاوتی داشته باشد و بر مبنای اهداف متفاوت، ممکن است هر روش ادغام در سطح پیکسل مؤثر باشد. کابلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۸)، پس از بررسی میزان انحرافات طیفی و مکانی تصاویر حاصل از ادغام چندین روش تلفیقی در سطح پیکسل، نتیجه گرفتند که الگوریتم Brovey از لحاظ حفظ اطلاعات مکانی روش مناسبی است اما، از لحاظ حفظ اطلاعات طیفی، عملکرد ضعیفی دارد. نتایج به‌دست‌آمده در پژوهش حاضر با نتایج پژوهش این محققان مطابقت دارد؛ چراکه حفظ اطلاعات طیفی می‌تواند در طبقه‌بندی پدیده‌های زمینی مؤثر باشد. بیشترین ضریب کاپا و دقت کلی به اعمال روش ماشین بردار پشتیبان روی تصویر تلفیق‌شده با استفاده از الگوریتم PC اختصاص یافت؛ در واقع این روش، با ضریب کاپای ۹۲٪ و صحت کلی برابر با ۹۵/۸٪، بیشترین دقت را برای ایجاد نقشه کاربری در منطقه مورد مطالعه داشت؛ پس از آن، روش GS دارای بیشترین دقت طبقه‌بندی بود. در این راستا، فاضلی‌فارسانی و همکاران (۲۰۱۵) عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی را با استفاده از روش‌های ادغام در سطح پیکسل ارزیابی کردند و طبق نتیجه پژوهش آن‌ها، دو روش PC و GS بیشترین تأثیر مثبت را در دقت طبقه‌بندی داشتند.

می‌شود که هیچ‌یک از دو روش SFIM و Brovey نتوانسته است به‌درستی بین کلاس «مناطق مسکونی-جاده» و کلاس «خاک» تفاوت قائل شود. ضمن مقایسه این نتایج با تصویر رنگی کاذب لندست-۸ (شکل ۸)، مشخص می‌شود که در محدوده A بخش بزرگی از خاک، به‌اشتباه و در طبقه‌بندی انجام‌شده با این دو روش، جزء کلاس «مناطق مسکونی-جاده» دسته‌بندی شده است. در نقشه کاربری حاصل از روش SFIM، دقت کاربر و تولیدکننده (شکل ۶) به‌ترتیب، برای کلاس خاک، ۵۴/۴۶ و ۸۳/۹۵٪ و واحد مسکونی-جاده به‌ترتیب، ۸۵/۴۱ و ۸۸/۶۴٪ است. در کاربری اراضی حاصل از تصویر Brovey، مقدار ضرایب دقت کاربر و تولیدکننده برای کلاس خاک به‌ترتیب، ۵۵/۰۷ و ۸۹/۹۶٪ و برای کلاس مناطق مسکونی-جاده ۹۰ و ۹۲/۰۱٪ بوده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، دقت کاربر و تولیدکننده کلاس خاک، در مورد هر دو روش ذکرشده، مقدار پایینی داشته است. دقت کاربر و تولیدکننده برای کلاس خاک و مناطق مسکونی-جاده روی کاربری‌های حاصل از دو روش PC و GS نیز ارزیابی شد. نتایج نشان می‌دهد تفکیک کلاس مناطق مسکونی-جاده و کلاس خاک نتایجی بهتر از کاربرد روش‌های SFIM و Brovey داشته است. ضرایب دقت کاربر و تولیدکننده برای کلاس خاک در روش PC و GS به‌ترتیب، ۶۸/۷۷، ۹۵/۶۳، ۶۰/۹۴ و ۹۳/۲۱٪ بود. بدین ترتیب، از بین چهار روش SFIM، PC، Brovey و GS، خروجی تصویر PC به‌روشنی طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، با اختلاف بین ۸ تا ۱۴٪، بیشترین دقت تفکیک را بین کلاس‌های خاک از مناطق مسکونی-جاده دارد.

تفسیر بصری محدوده C نشان می‌دهد که مساحت اختصاص‌یافته به کلاس پوشش گیاهی و خاک، در چهار نقشه کاربری اراضی، متفاوت است. کاربری حاصل از تلفیق روش PC بیشترین مقدار را پوشش گیاهی و Brovey بخش اعظم پیکسل‌های این محدوده را کلاس خاک تشخیص داده است؛ در حالی که می‌توان پوشش گیاهی با انعکاس پایین را در تصویر لندست-۸ (شکل ۸)

۵- منابع

- Alavi Panah, S.K., 2003, **Application of Remote Sensing in Geosciences**, University of Tehran, Tehran. (In Farsi).
- Al Momani, B., McClean, S. & Morrow, P., 2006, **Using Dempster-Shafer to Incorporate Knowledge into Satellite Image Classification**, *Artificial Intelligence Review*, 25, PP. 161-178, DOI 10.1007/s10462-007-9027-4.
- Amiri, F. & Nateghi, S., 2023, **Land Cover Classification of Bushehr Province Using Landsat 8 and MODIS Data Synthesis Images**, *Water and Soil Management and Modeling*, 3(2), PP. 156-143 (In Farsi), <https://doi.org/10.22098/mmws.2022.11372.1124>.
- Arabameri, A.R., Shirani, K. & Rezaie, K., 2017, **Land Capability Zonation toward Landslide Occurance Using Dempster-Shafer and Frequency Ratio Models**. *Journal of Water and Soil Conservation*, 24(3), PP. 41-57 (In Farsi), DOI: 10.22069/jwfst.2017.11196.2554.
- Basheer, P.I., Prasad, K.P., Gupta, A.D., Pant, B., Vijavan, V.P. & Kapila, D., 2022, **Optimal Fusion Technique for Multi-Scale Remote Sensing Images Based on DWT and CNN**, In 2022 8th International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS), PP. 1-6, IEEE, <https://doi.org/10.1109/ICSSS54381.2022.9782239>.
- Belmahdi, F., Lazri, M., Ouallouche, F., Labadi, K., Absi, R. & Ameer, S., 2023, **Application of Dempster-Shafer Theory for Optimization of Precipitation Classification and Estimation Results from Remote Sensing Data Using Machine Learning**, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, P. 100906, <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100906>.
- Bendjebbour, A., Delignon, Y., Fouque, L., Samson, V. & Pieczynski, W., 2001, **Multisensor Image Segmentation Using Dempster-Shafer Fusion in Markov Fields Context**, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8), PP. 1789-1798, <https://doi.org/10.1109/36.942557>.
- Cayuela, L., Golicher, J.D., Rey, J.S. & Benayas, J.R., 2006, **Classification of a Complex Landscape Using Dempster-Shafer Theory of Evidence**, *International Journal of Remote Sensing*, 27(10), PP. 1951-1971, <https://doi.org/10.1080/01431160500181788>.

1. Cayuela

پس از انتخاب چهار نقشه کاربری ذکر شده با استفاده از الگوریتم تلفیق دمستر- شفر، نقشه کاربری نهایی حاصل از ادغام آن‌ها به دست آمد. طبق جدول ۲، ضریب کاپا و دقت کلی برای کاربری حاصل از تلفیق دمپستر- شفر، به ترتیب، ۹۷/۶۷ و ۹۸/۳۸٪ بود. نتایج گویای آن است که ضریب کاپای بین ۵ تا ۷٪ و دقت کلی ۳ تا ۴٪، در مقایسه با چهار کاربری مورد استفاده، بهبود یافته است. بررسی محدوده A و B (شکل ۹) نشان می‌دهد که در تفکیک کلاس خاک از کلاس مسکونی- جاده، نقشه کاربری نهایی موفقیت بیشتری داشته است. دقت به دست آمده در مورد تولیدکننده از این دو کلاس، به روش دمپستر- شفر، به ترتیب ۹۸/۷۸ و ۹۹/۰۱٪ بود که در قیاس با نقشه‌های منفرد استفاده شده، حدود ۱۰٪ بهبود در نتایج را نشان می‌دهد. این نکته در پژوهش کایوتلا^۱ و همکاران (۲۰۰۶) و فنگ و همکاران (۲۰۲۱) به صراحت بیان شده است. کایوتلا و همکاران (۲۰۰۶) نشان دادند که اعمال روش دمپستر- شفر، در مقایسه با روش حداکثر احتمال، دقت را برای کلاس‌های کاربری اراضی بین ۱۰ تا ۳۹٪ بهبود داده است. طبقه‌بندی دمپستر- شفر این امکان را فراهم می‌کند که دانش متخصص، به روشی رسمی و مستند، در فرایند طبقه‌بندی ادغام شود و با توجه به طبقه‌بندی‌کننده‌های سنتی مبتنی بر داده‌های سنجش از دور، دقت افزایش یابد.

با توجه به رابطه پیچیده بین کاربری و پوشش اراضی که در معیشت مردم تأثیرگذار است، داشتن نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین با دقت مناسب دارای اهمیت بسزایی است. می‌توان گفت، با توجه به هدف مورد مطالعه، انتخاب الگوریتم‌های تلفیق در سطح پیکسل می‌تواند نتایجی با دقت متفاوت ایجاد کند. برای تخمین کیفیت طبقه‌بندی نهایی نیز ماتریس ابهام، که طی عملیات ادغام براساس روش دمپستر- شفر شکل گرفت، تحلیل شد. نتایج نشان داد که محققان می‌توانند، با استفاده از تلفیق تصاویر در سطح تصمیم به روش دمپستر- شفر به منزله روشی مؤثر، به نقشه‌های کاربری اراضی با دقت مناسب دست یابند.

- Chao, W.A.N.G., Shuai, W.A.N.G., Xiao, C.H.E.N., Junyong, L.I. & Tao, X.I.E., 2023, **Object-Level Change Detection of Multi-Sensor Optical Remote Sensing Images Combined with UNet++ and Multi-Level Difference Module**, Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 52(2), P. 283, <https://doi.org/10.11947/j.AGCS.2023.20220202>.
- Chen, Q., Whitbrook, A., Aickelin, U. & Roadknight, C., 2014, **Data Classification Using the Dempster-Shafer Method**, Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 26(4), PP. 493-517, <https://doi.org/10.1080/0952813X.2014.886301>.
- Chenari, S., Salmani, K. & Mirabedini, M., 2018, **Landslide Hazard Mapping Using Dempster-Shafer Theory- A Case Study: Ziarat Watershed, Golestan Province, Iran**, Journal of Engineering Geology. 11(4), PP. 385-404 (In Farsi).
- Chu, H. & Zhu, W., 2008, **Fusion of IKONOS Satellite Imagery Using IHS Transform and Local Variation**, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 5(4), PP. 653-657, <https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2002034>.
- Dempster, A.P., 1967, **Upper and Lower Probabilities Induced by a Multi Valued Mapping**, The Annal of Mathematical Statistics, 1967(38), PP. 325-339.
- Denoeux, T., 2008, **A K-Nearest Neighbor Classification Rule Based on Dempster-Shafer Theory**, Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions, PP. 737-760, <https://doi.org/10.1109/21.376493>.
- Durgesh, K.S. & Lekha, B., 2010, Ehlers, M., Klonus, S., Johan Åstrand, P. & Rosso, P., 2010, **Multi-Sensor Image Fusion for Pansharpening in Remote Sensing**, International Journal of Image and Data Fusion, 1(1), PP. 25-45, <https://doi.org/10.1080/19479830903561985>.
- Esmaeelzadeh, R., Emamgholizadeh, S. & Bigdeli, B., 2024, **Improvement on the Effective Snow Cover Extraction Using Fusion Satellite Images Approach**, Journal of the Indian Society of Remote Sensing, PP. 1-14, <https://doi.org/10.1007/s12524-024-01828-y>.
- Fallah, M. & Azadbakht, M., 2021, **Fusion of Thermal Infrared and Visible Images Based on Multi-Scale Transform and Sparse Representation**, Journal of Geospatial Information Technology, 8(3), PP. 39-59 (In Farsi), <http://dx.doi.org/10.52547/jgit.8.3.39>.
- Fazeli Farsani, A., Ghazavi, R. & Farzaneh, M., 2015, **Investigation of Land Use Classification Algorithms Using Image Fusion Techniques (Case Study: Beheshtabad SUB-BASIN)**, RS & GIS for Natural Resources, 6(1), PP. 91-105 (In Farsi).
- Feng, T., Ma, H. & Cheng, X., 2021, **Land-Cover Classification of high-Resolution Remote Sensing Image Based on Multi-Classifer Fusion and the Improved Dempster-Shafer Evidence Theory**, Journal of Applied Remote Sensing, 15(1), PP. 014506-014506, <https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.014506>.
- Foucher, S., Germain, M., Boucher, J.M. & Benie, G.B., 2002, **Multisource Classification Using ICM and Dempster-Shafer Theory**, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 51(2), PP. 277-281, <https://doi.org/10.1109/19.997824>.
- Gharbia, R., El Baz, A.H., Hassanien, A.E. & Tolba, M.F., 2014, **Remote Sensing Image Fusion Approach Based on Brovey and Wavelets Transforms**, Proceedings of the Fifth International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications IBICA 2014 (PP. 311-321), Springer International Publishing, DOI: 10.1007/978-3-319-08156-4_31.
- Gilliot, J.M., Le Priol, C., Vaudour, E. & Martin, P., 2018, **Automatic Extraction of Agricultural Parcels from Remote Sensing Images and the RPG Database with QGIS/OTB**, QGIS and Applications in Agriculture and Forest, 2, PP. 77-117, <https://doi.org/10.1002/9781119457107.ch3>.
- Gungor, O. & Shan, J., 2004, **Evaluation of Satellite Image Fusion Using Wavelet Transform**, Proceedings of 20th Congress ISPRS "Geo-Imagery Bridging Continents" (PP. 12-13).
- Hamza, A., Khan, M.A., Ur Rehman, S., Al-Khalidi, M., Alzahrani, A.I., Alalwan, N. & Masood, A., 2024, **A Novel Bottleneck Residual and Self-Attention Fusion-Assisted Architecture for Land Use Recognition in Remote Sensing Images**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 17, PP. 2995-3009, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3348874>.
- Huang, C., Davis, L.S. & Townshend, J.R.G., 2002, **An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification**, International Journal of Remote Sensing,

- 23(4), PP. 725-749, <https://doi.org/10.3390/rs14040972>.
- Huang, A., Shen, R., Li, Y., Han, H., Di, W. & Hagan, D.F.T., 2022, **A Methodology to Generate Integrated Land Cover Data for Land Surface Model by Improving Dempster-Shafer Theory**, *Remote Sensing*, 14(4), P. 972, <https://doi.org/10.3390/rs14040972>.
- Jinju, J., Santhi, N., Ramar, K. & Bama, B.S., 2019, **Spatial Frequency Discrete Wavelet Transform Image Fusion Technique for Remote Sensing Applications**, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 22(3), PP. 715-726, <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2019.01.004>.
- Joshi, N., Baumann, M., Ehammer, A., Fensholt, R., Grogan, K., Hostert, P. & Waske, B., 2016, **A Review of the Application of Optical and Radar Remote Sensing Data Fusion to Land Use Mapping and Monitoring**, *Remote Sensing*, 8(1), P. 70, <https://doi.org/10.3390/rs8010070>.
- Judah, A. & Hu, B., 2022, **An Advanced Data Fusion Method to Improve Wetland Classification Using Multi-Source Remotely Sensed Data**, *Sensors*, 22(22), P. 8942, <https://doi.org/10.3390/s22228942>.
- Kabolizadeh, M., Rangzan, K. & Mohammadi, S., 2018, **Application of Fusion in Satellite Images the Landsat-8 and Sentinel-2 in Environmental Monitoring**, *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 9(3), PP. 53-71 (In Farsi).
- Kallel, A., Dalla Mura, M., Fakhfakh, S. & Romdhane, N.B., 2023, **Physics-Based Fusion of Sentinel-2 and Sentinel-3 for Higher Resolution Vegetation Monitoring**, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, PP. 1-17, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3257219>.
- Karasiak, N. & Perbet, P., 2018, **Remote Sensing of Distinctive Vegetation in Guiana Amazonian Park**, *QGIS and Applications in Agriculture and Forest*, 2, PP. 215-245, <https://doi.org/10.1002/9781119457107.ch7>.
- Kiyani, V., Alizade Shaabani, A. & Nazari Samani, A., 2014, **Assessing the Classification Accuracy of LISS-III Sensor Image of IRS-P6 Satellite Using Google Earth's Database to Provide Land Coverage/ Land Use Maps (Case Study: Taleghan Watershed)**, *Scientific- Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 23(90), PP. 59-51 (In Farsi), DOI: 10.22131/sepehr.2014.12167.
- Klonus, S. & Ehlers, M., 2007, **Image Fusion Using the Ehlers Spectral Characteristics Preservation Algorithm**, *GIScience & Remote Sensing*, 44(2), PP. 93-116, <https://doi.org/10.2747/1548-1603.44.2.93>.
- Lennert, M., Grippa, T., Radoux, J., Bassine, C., Beaumont, B., Defourny, P. & Wolff, E., 2019, **Creating Wallonia's New Very High Resolution Land Cover Maps: Combining Grass GIS Obia and OTB Pixel-Based Results**, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, PP. 151-157, <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W14-151-2019>.
- Li, C., Liu, L., Wang, J., Zhao, C., Wang, R. 2004. September, Comparison of two methods of the fusion of remote sensing images with fidelity of spectral information. In **IGARSS 2004. 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**. 4, 2561-2564, <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2004.1369819>.
- Liu, X., Liu, Q. & Wang, Y., 2020, **Remote Sensing Image Fusion Based on Two-Stream Fusion Network**, *Information Fusion*, 55, PP. 1-15, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.02549>.
- López-Caloca, A.A., 2014, **Data Fusion Approach for Employing Multiple Classifiers to Improve Lake Shoreline Analysis**, *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 19th Iberoamerican Congress, CIARP 2014, Puerto Vallarta, Mexico, November 2-5, 2014, Proceedings 19* (PP. 1022-1029), Springer International Publishing, http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-12568-8_124.
- Luo, H., Liu, C., Wu, C. & Guo, X., 2018, **Urban Change Detection Based on Dempster-Shafer Theory for Multitemporal Very High-Resolution Imagery**, *Remote Sensing*, 10(7), P. 980, <https://doi.org/10.3390/rs10070980>.
- Mohammadi Sabet, N., Karami, J. & Sharifikia, M., 2019, **Explanation of Uncertainties in Environmental Hazard Zonation Using Dempster-Shafer Theory. Case Study: Landslide Hazard in Southern Chalous**, *MJSP.*, 23(1) PP. 1-24, URL: <http://hsm.sp.modares.ac.ir/article-21-20577-fa.html>.

- Nitze, I., Schulthess, U. & Asche, H., 2012, **Comparison of Machine Learning Algorithms Random Forest, Artificial Neural Network and Support Vector Machine to Maximum Likelihood for Supervised Crop Type Classification**, Proceedings of the 4th GEOBIA, Rio de Janeiro, Brazil, 79, P. 3540.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K., Prakash, A., Sahoo, B. & Bandopadhyay, S., 2008, **An Objective Analysis of Support Vector Machine Based Classification for Remote Sensing**, Mathematical Geosciences, 40, PP. 409-424, <http://dx.doi.org/10.1007/s11004-008-9156-6>.
- Pedroni, L., 2003, **Improved Classification of Landsat Thematic Mapper Data Using Modifiedprior Probabilities in Large and Complex Landscapes**, International Journal of RemoteSensing, 24, PP. 91-113, <https://doi.org/10.1080/01431160304998>.
- Pohl, C. & Van Genderen, J., 2016, **Remote Sensing Image Fusion: A Practical Guide**, Crc Press, <https://doi.org/10.1201/9781315370101>.
- Ran, Y.H., Li, X., Lu, L. & Li, Z.Y., 2012, **Large-Scale Land Cover Mapping with the Integration of Multi-Source Information Based on the Dempster-Shafer Theory**, International Journal of Geographical Information Science, 26(1), PP. 169-191, <https://doi.org/10.1080/13658816.2011.577745>.
- Rashidi, F., Oladi, J. & Babaie Kafaki, S., 2008, **Investigation on Satellite Data Fusion Operation Effects on Accuracy of Forest Type Classification (Case Study: Mazandaran Province)**, Iranian Journal of Forest and Poplar Research, 16(1), PP. 22-11 (In Farsi).
- Rasti, B. & Ghamisi, P., 2020, **Remote Sensing Image Classification Using Subspace Sensor Fusion**, Information Fusion, 64, PP. 121-130, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.07.002>.
- Richa, K. & Singh, P., 2022, **An Effective Algorithm of Remote Sensing Image Fusion Based on Discrete Wavelet Transform**, Mobile Radio Communications and 5G Networks: Proceedings of Second MRCN 2021 (PP. 313-330), Singapore: Springer Nature Singapore, http://dx.doi.org/10.1007/978-981-16-7018-3_24.
- Rowshanzamir, S., 2022, **Investigation of Effective Factors and Landslide Susceptibility Zonation Using the Dempster-Shafer Model (Case Study: Middle Mazlaghan Chai)**, Watershed Management Research (In Farsi), DOI: 10.22092/wmrj.2023.360607.1502.
- Roy, S.K., Deria, A., Hong, D., Rasti, B., Plaza, A. & Chanussot, J., 2023, **Multimodal Fusion Transformer for Remote Sensing Image Classification**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61, PP. 1-20, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3286826>.
- Saeidi, V., Pradhan, B., Idrees, M.O. & Abd Latif, Z., 2014, **Fusion of Airborne LiDAR with Multispectral SPOT 5 Image for Enhancement of Feature Extraction Using Dempster-Shafer Theory**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(10), PP. 6017-6025, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2013.2294398>.
- Saghazadeh, N., Ghasemieh, H., Omidvar, E. & Maghsoudi, Y., 2023, **Evaluating the Efficiency of Bivariate Models in Determining Subsidence Susceptibility of Kashan Plain Aquifer**, Journal of Geography and Environmental Hazard, 11(4), PP. 69-98 (In Farsi), DOI: 10.22067/geoeh.2022.75050.1168.
- Shafer, G., 1976, **A Mathematical Theory of Evidence**, Princeton University Press, NJ, 1976.
- Shahhoseini, R., Azizi, K., Zarei, A. & Moradi, F., 2022, **Object-Oriented Classification of Urban Areas Using a Combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images**, Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, 14(3), PP. 105-121 (In Farsi), <https://doi.org/10.52547/gisj.14.3.105>.
- Sun, Y., Zhi, X., Jiang, S., Fan, G., Yan, X. & Zhang, W., 2024, **Image Fusion for the Novelty Rotating Synthetic Aperture System Based on Vision Transformer**, Information Fusion, 104, P. 102163, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.102163>.
- Tupin, F., Inglada, J. & Mercier, G., 2014, **Image Processing Techniques for Remote Sensing**, Remote Sensing Imagery, PP. 123-154, <https://doi.org/10.1002/9781118899106.ch5>.
- Verde, N.M.-S., 2018, **Assessment of Radiometric Resolution Impact on Remote Sensing Data Classification Accuracy**, Remote Sensing, 10(8), P. 1267, <https://doi.org/10.3390/rs10081267>.
- Vogel, A., Seeger, K., Brill, D., Brückner, H., Soe, K.K., Oo, N.W., Kraas, F., 2022, **Identifying Land-Use Related Potential**

- Disaster Risk Drivers in the Ayeyarwady Delta (Myanmar) during the Last 50 Years (1974–2021) Using a Hybrid Ensemble Learning Model**, Remote Sensing, 14(15), P. 3568, <https://doi.org/10.3390/rs14153568>.
- Vorovencii, I., 2023, **Comparing the Performance of Different Classification Algorithms for Mapping and Assessing Land Cover Changes in Areas with Surface Mining and Complex Landscape Using Landsat Imagery**, Available at SSRN, 4329711, <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4329711>.
- Wang, C., Sun, W., Fan, D., Liu, X. & Zhang, Z., 2021, **Adaptive Feature Weighted Fusion Nested U-Net with Discrete Wavelet Transform for Change Detection of High-Resolution Remote Sensing Images**, Remote Sensing, 13(24), P. 4971, <https://doi.org/10.3390/rs13244971>.
- Yang, F., Wei, H. & Feng, P., 2020, **A Hierarchical Dempster-Shafer Evidence Combination Framework for Urban Area Land Cover Classification**, Measurement, 151, P. 105916, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.09.058>.
- Yang, J., Cheng, G. & Shen, M., 2021, **Secure Fusion of Encrypted Remote Sensing Images Based on Brovey**, Science China Information Sciences, 64(2), PP. 1-3, <https://doi.org/10.1007/s11432-018-9572-x>.
- Zhang, Y., 2004, **Understanding Image Fusion**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 70(6), PP. 657-661.
- Zhang, J., 2010, **Multi-Source Remote Sensing Data Fusion: Status and Trends**, International Journal of Image and Data Fusion, 1(1), PP. 5-24, <https://doi.org/10.1080/19479830903561035>.
- Zhu, H., Basir, O. & Karray, F., 2002, **October, Data Fusion for Pattern Classification via the Dempster-Shafer Evidence Theory**, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 7, P. 2, IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2002.1175676>.
- Zhu, H., Ma, M., Ma, W., Jiao, L., Hong, S., Shen, J. & Hou, B., 2021, **A Spatial-Channel Progressive Fusion ResNet for Remote Sensing Classification**, Information Fusion, 70, PP. 72-87, <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.12.008>.

This Page is Intentionally Left Blank