

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 and Mostafa Kabolizadeh*

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

* Corresponding Author: m.kabolizade@scu.ac.ir

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 94.34% and a Kappa coefficient of 93.67%. These results reflect an improvement of 2 to 5 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.

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

فاطمه بالویی، مصطفی کابلی‌زاده*

دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

*نویسنده عهده دار مکاتبات: M.kabolizade@scu.ac.ir

چکیده

مقدمه: این پژوهش به بررسی و ارزیابی روش‌های مختلف ادغام تصاویر ماهواره‌ای به منظور تولید نقشه‌های کاربری اراضی با دقت بالا در منطقه اهواز، می‌پردازد. با توجه به اهمیت اطلاعات دقیق کاربری اراضی در مدیریت منابع طبیعی، برنامه‌ریزی‌های شهری و توسعه پایدار، این مطالعه تلاش دارد تا روش‌های مختلف ادغام را تحلیل کند و تأثیر آن‌ها بر دقت طبقه‌بندی کاربری اراضی را بررسی نماید. در این راستا، دو سطح عمده از ادغام داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد: ادغام در سطح پیکسل و ادغام در سطح تصمیم‌گیری. ادغام در سطح پیکسل به ترکیب اطلاعات چندین تصویر به صورت همزمان در سطح پیکسل‌های فردی می‌پردازد، که می‌تواند بهبود قابل توجهی در دقت و کیفیت تصاویر نهایی ایجاد کند. از طرف دیگر، ادغام در سطح تصمیم‌گیری به ترکیب نتایج حاصل از الگوریتم‌های طبقه‌بندی مختلف 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 کاربردهای مرتبط با کاربری اراضی و پوشش زمین انتخاب شدند. در گام اول تصاویر در سطح پیکسل با بهره‌گیری از روش‌های ادغام مختلف شامل تبدیل موجک (DWT)، هموارسازی فیلتر متکی بر تعدیل شدت (SFIM)، گرام اشمیت (GS)، ضرب (MP) و تبدیل برووی (Brovey) و تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PC) تلفیق شدند. هر یک از این روش‌ها به‌طور خاص برای حفظ ویژگی‌های طیفی و مکانی در تصاویر ادغام‌شده طراحی شده‌اند. در گام دوم به‌منظور ایجاد تصاویر طبقه‌بندی شده، 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 مختلف کاربری و پوشش اراضی بود. به عنوان آخرین مرحله، استفاده از روش دمپستر-شفر به عنوان یک روش ادغام در سطح تصمیم‌گیری، مورد بررسی قرار گرفت. این روش با ترکیب شواهد و اطلاعات از منابع مختلف، امکان تولید نتایج دقیق‌تر و قابل اطمینان‌تر را فراهم می‌آورد. بحث و نتایج: نتایج این تحقیق نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) در مقایسه با روش حداکثر احتمال (MLC) دقت بالاتری در طبقه‌بندی کاربری اراضی دارد. کاربری حاصل از تصویر روش SFIM به روش حداکثر احتمال و PC، GS و Brovey حاصل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان به علت ضریب کاپا و دقت کلی بالا برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انتخاب شدند. نقشه کاربری نهایی حاصل از ادغام با استفاده از روش دمپستر-شفر، دقت کلی ۹۸.۳۸ درصد و ضریب کاپا ۹۷.۶۷ درصد را نشان داد. این نتایج بهبود ۵ تا ۷ درصدی در مقایسه با چهار کاربری مورد استفاده را نشان می‌دهد. افزایش دقت در تفکیک کلاس‌ها نشان‌دهنده موفقیت در شناسایی و طبقه‌بندی دقیق‌تر کلاس‌های کاربری است. به علاوه، نتایج نشان داد که روش دمپستر-شفر به‌طور خاص در تفکیک کلاس‌های مشابه مانند خاک و مسکونی-جاده بهبود قابل توجهی را ارائه داده است. به‌طوری‌که دقت تولیدکننده برای این کلاس‌ها به‌طور قابل توجهی افزایش یافت. همچنین، با بررسی ماتریس‌های ابهام، مشخص شد که استفاده از روش دمپستر-شفر باعث کاهش ابهام در طبقه‌بندی کلاس‌های کاربری مختلف شده است. این امر تأکید می‌کند که انتخاب صحیح روش‌های ادغام و طبقه‌بندی می‌تواند به طور مستقیم به بهبود دقت و کیفیت نقشه‌های کاربری اراضی کمک کند. نتیجه‌گیری: این تحقیق به‌وضوح نشان می‌دهد که استفاده از روش دمپستر-شفر به عنوان یک ابزار مؤثر در ادغام داده‌های طبقه‌بندی شده می‌تواند دقت نقشه‌های کاربری اراضی را به‌طور چشمگیری افزایش دهد؛ علاوه بر این، این مطالعه تأکید می‌کند که انتخاب روش‌های مناسب ادغام در سطح پیکسل و تصمیم‌گیری، می‌تواند تأثیرات مثبت قابل توجهی بر کیفیت نقشه‌های کاربری اراضی داشته باشد. در نهایت، این پژوهش به عنوان یک مرجع کارآمد برای تحقیقات آینده در زمینه ادغام داده‌های سنجنش از دور و کاربردهای آن در مدیریت منابع طبیعی و برنامه‌ریزی شهری محسوب می‌شود و بر اهمیت داشتن نقشه‌های دقیق کاربری اراضی تأکید می‌کند.

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

با توجه به رابطه پیچیده بین کاربری و پوشش اراضی که بر معیشت مردم تأثیرگذار است، تهیه نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین در بسیاری از مطالعات از جمله تغییرات آب و هوایی، مدیریت شهری و پایش بر محیط زیست مهم است (Ran et al., ۲۰۱۲; Amiri & Nateghi, ۲۰۲۳). طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به‌عنوان مهم‌ترین بخش تفسیر اطلاعات ماهواره‌ای به شمار آورد (Huang et al., ۲۰۲۲; Feng et al., ۲۰۲۱). سنجش‌ازدور، ابزار مهمی به‌منظور استخراج اطلاعات پوشش اراضی است. داده‌های ماهواره‌ای با توجه به ویژگی‌هایی مانند دید وسیع و یکپارچه، استفاده از قسمت‌های مختلف طیف گسترده انرژی الکترومغناطیسی جهت ثبت خصوصیات پدیده‌ها، پوشش تکراری و امکان استفاده از سخت‌افزار و نرم‌افزار، در دنیا با استقبال زیادی روبه‌رو بوده است (Alavi Panah, ۲۰۰۳). تشخیص عارضه به‌منظور ایجاد نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین، اغلب نیازمند تصاویری با کیفیت بالا است. ادغام داده‌های سنجش‌ازدور، با هدف تولید داده‌های ادغام‌شده‌ای که حاوی کیفیت بهتری نسبت به تک منبع باشند، تعریف می‌شود (Zhang, ۲۰۱۰). تعریف کیفیت بهتر، بسته به زمینه کاربرد بسیار متفاوت است. انجام برخی مطالعات از طریق سنجش‌ازدور به تصاویری با وضوح بسیار بالا هم در حوزه مکانی و هم در حوزه طیفی نیاز دارند که دستیابی به آن توسط یک سنسور بسیار سخت است (Roy et al., ۲۰۲۳; Rasti et al., ۲۰۲۰). برای کاهش این مشکل، بسیاری از ماهواره‌ها و سنجنده‌های نوری، مانند اسپات^۱، لندست^۲، کوئیک‌برد^۳ و غیره، دو نوع حسگر نوری متفاوت اما مکمل یکدیگر را حمل می‌کنند که در آن‌ها، حسگر پانکروماتیک، تصاویر با وضوح فضایی بالا را تنها با استفاده از تک باند و سنسور چند طیفی، تصاویری با وضوح فضایی پایین‌تر اما با باندهای متعدد به دست می‌آورد (Hamza et al., ۲۰۲۴; Liu et al., ۲۰۲۰). یکی از بهترین اهداف از ادغام تصاویر، حفظ مقادیر طیفی تصویر چند طیفی و بهبود قدرت تفکیک مکانی تصویر حاصل از ادغام است و از آنجایی که روش‌های مختلف نتایج متفاوتی را ارائه می‌دهند؛ بنابراین در چند دهه اخیر روش‌های متعددی برای ادغام تصاویر ارائه شده است. انتخاب روش مناسب بین روش‌ها، با توجه به کارایی الگوریتم در حفظ اطلاعات تصویر و حیطه کاربرد تصویر، اهمیت می‌یابد (Zhang, ۲۰۰۴; Klonus and Ehlers, ۲۰۰۷). محققان روش‌های ادغام را به سه دسته کلی تقسیم‌بندی کردند، روش‌های مبتنی بر پیکسل، روش‌های مبتنی بر ویژگی و روش‌های مبتنی بر تصمیم‌گیری (Kabolizadeh et al., ۲۰۱۸). دسته اول به ترکیب پیکسل‌های تصویر اصلی اشاره دارد، درحالی‌که دسته دوم مبتنی بر ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده از مجموعه داده‌های منفرد است (Kabolizadeh et al., ۲۰۱۸) و ادغام در سطح تصمیم نیاز به تجزیه و تحلیل اولیه از مجموعه داده‌های مختلف دارد، دو روش اول را می‌توان «پیش طبقه‌بندی یا ترکیب مدل‌سازی» در نظر گرفت، درحالی‌که روش نهایی «ادغام پس از طبقه‌بندی یا مدل‌سازی» است (Joshi et al., ۲۰۱۶). برای ادغام مبتنی بر پیکسل، روش‌های بسیاری از جمله شدت رنگ اشباع (SHI^۴)، تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA^۵) و تبدیل موجک گسسته (DWT^۶) در سراسر دنیا ابداع شده است (Sun et al., ۲۰۲۴). در رابطه با ادغام تصاویر ماهواره‌ای در سطح پیکسل، می‌توان به مطالعات رشیدی و همکاران (۱۳۷۸)، به‌منظور ادغام تصاویر داده‌های ماهواره‌ای جهت بهبود صحت طبقه‌بندی تیپ‌های جنگلی با روش PC، کابلی زاده و همکاران (۱۳۹۸) که با تلفیق داده‌های لندست ۸ و سنتینل ۲ در رابطه با پایش محیطی انجام گرفت، پژوهش فاضلی فارسانی و همکاران (۱۳۹۸) که عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی

^۱ SPOT

^۲ Landsat

^۳ Quickbird

^۴ Saturation Hue Intensity

^۵ Principal component analysis

^۶ Discrete Wavelet Transform

کاربری اراضی را با استفاده از روش‌های ادغام تصاویر مورد ارزیابی قرار دادند، فلاح و همکاران (۱۳۹۹) در رابطه با ادغام تصاویر مرئی و مادون قرمز حرارتی بر اساس تبدیلات چندمقیاسی و نمایش پراکنده، شاه‌حسینی و همکاران (۱۴۰۱)، با هدف طبقه‌بندی شیء‌گرای مناطق شهری با تلفیق تصاویر سنتینل ۱ و ۲، گانگور^۱ و شان (۲۰۰۴)، در رابطه با ادغام تصاویر با استفاده از روش DWT، چو^۲ و همکاران (۲۰۰۸)، به‌منظور ادغام تصاویر ماهواره‌ای IKONOS با استفاده از روش SHI، کال^۳ و همکاران (۲۰۲۳)، بر اساس روش ادغام مبتنی بر فیزیک برای تصاویر Sentinel-۲ و Sentinel-۳ به‌منظور نظارت بر پوشش گیاهی با وضوح بالاتر، اشاره نمود. ادغام در سطح تصمیم (سطح تفسیر) بالاترین سطح پردازش است. در ادغام سطح تصمیم، نتایج دریافتی از طبقه‌بندی کننده‌های محلی مختلف برای تعیین تصمیم نهایی ترکیب می‌شوند (Luo et al., ۲۰۱۸). یکی از روش‌های پرکاربرد در رابطه با ادغام تصاویر در سطح تصمیم، روش دمپستر-شفر است. نظریه شواهد دمپستر شفر، به‌عنوان یک روش اساسی برای مقابله با مشکلات عدم قطعیت، نه به نمونه‌های آموزشی و نه به دانش پیشینی از منطقه، نیاز دارد (Yang et al., ۲۰۲۰) و می‌تواند شواهد مبهم و متناقض مورد استفاده در تجزیه و تحلیل داده‌ها را کاهش دهد؛ به همین علت در انواع مطالعات پوشش زمین مورد استفاده قرار گرفته است (Ran et al., ۲۰۱۲).

بررسی اسناد داخلی نشان داد عمده مطالعات تئوری دمپستر-شفر در ارتباط با سنجش‌ازدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، مربوط به مباحث پتانسیل‌یابی زمین لغزش (Rowshanzamir et al., ۲۰۲۲; Arabameri et al., ۲۰۱۷)، فرسایش خاک (Chenari et al., ۲۰۱۷)، پهنه‌بندی مخاطرات محیطی (Mohammadi Sabet et al., ۲۰۱۹)، فرونشست آبخوان (Saghazadeh et al., ۲۰۲۲) بود و مطالعاتی که بررسی تأثیر روش مذکور را بر روی نتایج طبقه‌بندی کاربری اراضی/پوشش نشان دهد، یافت نشد. با این وجود، از جمله مطالعاتی خارجی که بهبود طبقه‌بندی نهایی با استفاده از روش دمپستر-شفر را با موفقیت گزارش نمودند می‌توان پژوهش‌های بندجیپور^۴ و همکاران (۲۰۰۱)، سعیدی و همکاران (۲۰۱۴)، چائو و همکاران (۲۰۱۵)، لئو و همکاران (۲۰۱۸)، فنگ^۵ و همکاران (۲۰۲۱)، جوده^۶ و همکاران (۲۰۲۲)، بلماهدی^۷ و همکاران (۲۰۲۳)، اسماعیل زاده^۸ و همکاران (۲۰۲۴) را نام برد. علاوه بر این، پژوهش‌های دیگری استفاده از نرم‌افزارهای متن‌باز را به علت سهولت دسترسی توصیه می‌کنند. در این میان، کتابخانه پردازش تصویر Orfeo ToolBox (OTB) که توسط آژانس فضایی فرانسه (CNES) توسعه یافته و در QGIS یکپارچه شده است؛ یکی از جعبه‌ابزارهای متن‌باز پرکاربرد است. یکی از قابلیت‌های این برنامه این است که این امکان را می‌دهد که چندین نقشه طبقه‌بندی شده با هم ترکیب شوند و یک نقشه طبقه‌بندی قوی‌تر تولید گردد. ادغام یا با استفاده از رأی اکثریت یا با روش ترکیبی دمپستر-شفر بر روی برچسب‌های کلاس انجام می‌شود (Gilliot et al., ۲۰۱۸; López-Caloca., ۲۰۱۴; Tupin et al., ۲۰۱۴). (Esmaeelzadeh et al., ۲۰۲۲; Vogel et al., ۲۰۱۹; Lennert et al., ۲۰۱۸; Karasiak & Perbet., ۲۰۱۸) نقشه کاربری اراضی با دقت بالا، برای برنامه ریزان و مدیرانی که در این عرصه فعالیت دارند، بسیار حائز اهمیت است؛ بررسی 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

^۱ Gungor

^۲ Chu

^۳ Kallel

^۴ Bendjebbour

^۵ Chao

^۶ Luo

^۷ Feng

^۸ Judah

^۹ Belmahd

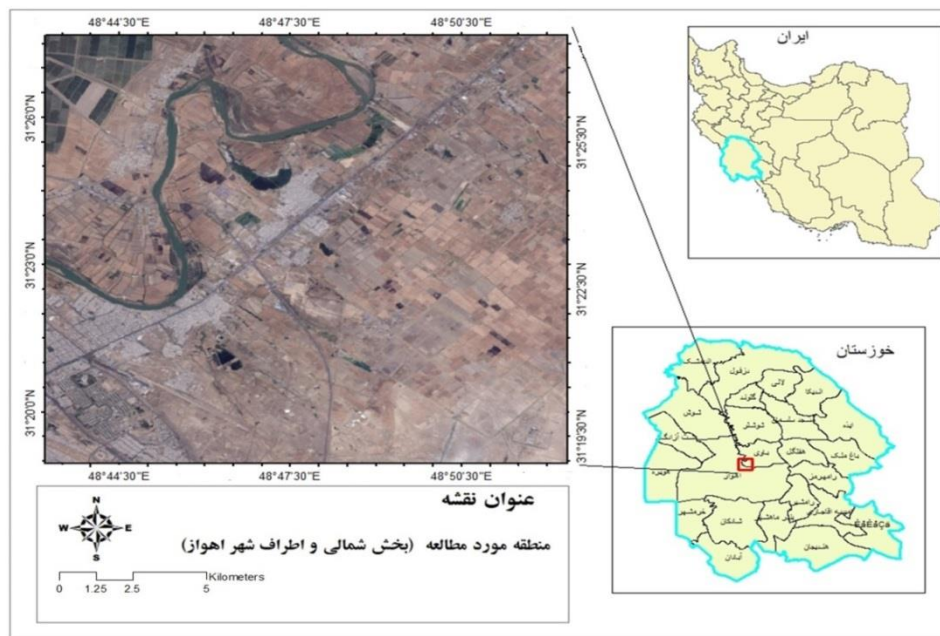
^{۱۰} Esmaeelzadeh et al., ۲۰۲۴

بر آن الگوریتم دمپستر-شفر به عنوان یکی از روش های تلفیق در سطح تصمیم گیری پس از طبقه بندی مؤثر گزارش شده است؛ بنابراین، پژوهش حاضر نگاه ویژه ای به ارزیابی تلفیق تصاویر در سطوح مختلف دارد؛ ابتدا در سطح پیکسل، روش های مختلف ادغام تصاویر برای رسیدن به تصویری با کیفیت بالاتر انجام می شود. البته در بیشتر مطالعات، ارزیابی ادغام تصاویر در سطح پیکسل مدنظر بوده است؛ درحالی که داشتن ارزیابی کامل در سطوح مختلف، می تواند دید جامع تری حاصل کند؛ بنابراین در مرحله بعد ضمن معرفی جعبه ابزار متن باز OTB، ادغام با استفاده از روش دمپستر-شفر در سطح تصمیم گیری که در مباحث تولید نقشه کاربری اراضی در مطالعات داخلی انجام نگرفته است، مورد ارزیابی قرار گرفت.

۲- مواد و روش ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

اهواز یکی از کلان شهرها و مرکز استان خوزستان با مساحت ۲۲۲ کیلومترمربع واقع در کشور ایران است. این شهر در بخش جلگه ای خوزستان و با ارتفاع ۱۷ متر از سطح دریا واقع شده است. محدوده مورد مطالعه با طول شرقی $30^{\circ}48'42''$ تا 52° و عرض شمالی $31^{\circ}20'$ تا $31^{\circ}27'$ شامل بخش شمالی شهر اهواز و اراضی کشاورزی اطراف شهرستان است. با توجه به این که شهر اهواز در دشت حاصلخیزی واقع شده است، لذا اطراف این شهر از مزارع جالیزی و همچنین نخلستان های فراوانی برخوردار است. این شهرستان، نقش مهمی در تأمین محصولات کشاورزی ایفا می کند (Kabolizadeh et al., ۲۰۱۸). رودخانه اصلی این منطقه، کارون است که از مرتفع ترین قله های زاگرس سرچشمه می گیرد و به خلیج فارس می ریزد و به عنوان مهم ترین و پرآب ترین منبع آب سطحی ایران محسوب می شود. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه را نشان می دهد.

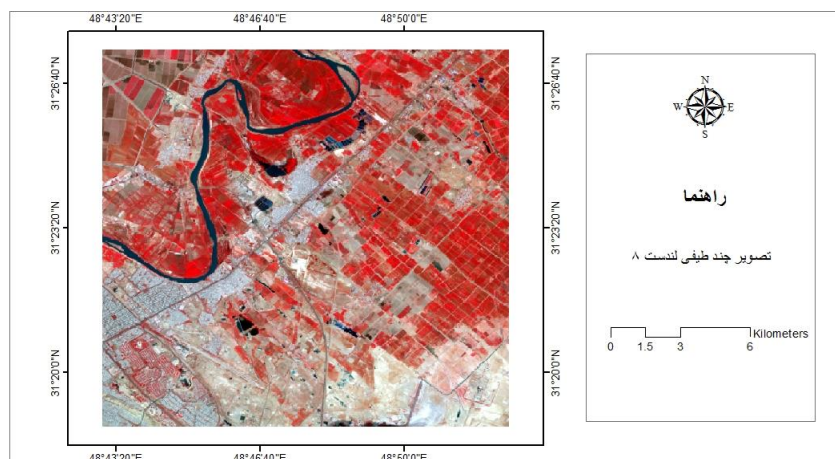


شکل ۱: نقشه موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه

Figure ۱: Map of the geographical location of the study area

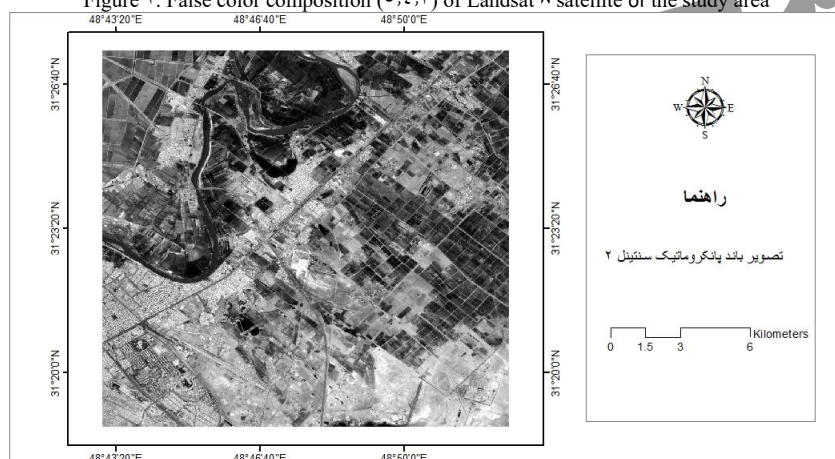
۲-۲- داده‌ها

در این مطالعه از تصاویر دو سنجنده لندست ۸ و سنتینل ۲ به منظور انجام تلفیق تصاویر استفاده گردید. با توجه به اینکه هدف این پژوهش، تولید نقشه واحد حاصل از تلفیق بود، موضوع نزدیک بودن تاریخ اخذ تصاویر به منظور کاهش خطای ناشی از تغییرات درجه خاکستری به عنوان امری ضروری، مدنظر قرار گرفته شد. به منظور انجام فرایند ادغام، باندهای ۱ تا ۷ ماهواره لندست ۸ سنجنده OLI با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری به عنوان تصویر چند طیفی (شکل ۲) و باندهای ۲ و ۳ و ۴ ماهواره سنتینل ۲ با قدرت تفکیک ۱۰ متر به عنوان تصویر پانکروماتیک (شکل ۳) استفاده گردید. مشخصات تصاویر مورد استفاده در پژوهش حاضر در جدول ۱ ارائه شده است.



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

Figure ۲. False color composition (۵،۴،۳) of Landsat ۸ satellite of the study area



شکل ۳. باند (۴) پانکروماتیک سنیتینل ۲ از منطقه مورد مطالعه

Figure ۳. Sentinel ۲ panchromatic band (۴) of the study area

جدول ۱: مشخصات تصاویر استفاده شده

Table ۱: Specifications of the used images

ماهواره	سنجنده	قدرت تفکیک مکانی باندهای استفاده شده	باندهای استفاده شده	تاریخ	دوره بازگشت
لندست ۸	O LI	۳۰ متر	۱ تا ۷	۲۰۲۳/۰۵/۸	۱۶ روزه
سنیتینل ۲	MSI	۱۰ متر	۲، ۳ و ۴	۲۰۲۳/۰۵/۱۱	۵ روزه

۳-۲- روش کار

۳-۲-۱- ادغام تصاویر به روش های مبتنی بر پیکسل

روش ادغام تبدیل موجک (DWT)

DWT یکی از روش های محبوب ادغام در سطح پیکسل است که در دسته روش های مبتنی بر فیلتر و در حوزه فرکانس قرار می گیرد. اساس این روش، بر مبنای جایگذاری جزئی است. تصویر در تجزیه موجک به چهار زیر تصویر یا مؤلفه به نام ضرایب

موجک (LL^1, LH^2, HL^3, HH^4) تبدیل می‌شود. L به معنای فیلتر کردن با فرکانس پایین و H به معنای فیلتر کردن با فرکانس بالا است. به LL تصویر تقریبی، به ضرایب LH, HL و HH به ترتیب ضرایب جزئیات در راستای عمودی، افقی و قطری می‌گویند که قسمت فرکانس پایین می‌تواند تا رسیدن به نتیجه دلخواه تجزیه شود (Jinju et al., ۲۰۱۸; Wang et al., ۲۰۲۱; Basheer et al., ۲۰۲۲; Richa et al., ۲۰۲۲).

روش هموارسازی فیلتر متکی بر تعدیل شدت ($SFIM^5$)

این روش بر اساس اصل تابش خورشیدی و بازتاب طیفی سطح زمین توسعه یافته است (Li et al., ۲۰۰۴). این روش از یک نسبت بین پانکروماتیک و تصویر فیلتر بالا گذر برای تعدیل تصویر چند طیفی با وضوح پایین استفاده می‌کند (Pohl & Genderen J., ۲۰۱۶).

$SFIM$ به صورت رابطه (۱) تعریف شده است:

$$IMAGE_{SFIM} = \frac{IMAGE_{LOW} * IMAGE_{high}}{IMAGE_{mean}} \quad (1)$$

در رابطه بالا $IMAGE_{LOW}$ تصویر با وضوح پایین، $IMAGE_{high}$ تصویر با وضوح بالا، $IMAGE_{mean}$ تصویر میانگین ایجاد شده از باند پانکروماتیک با اعمال فیلتر پایین گذر بر روی آن و $IMAGE_{SFIM}$ تصویر حاصل از ادغام به روش $SFIM$ است.

روش ادغام گرام اشمیت^۶ (GS)

روش GS مجموعه‌ای از بردارها را به مجموعه جدیدی از بردارهای مستقل متعامد و خطی تبدیل می‌کند، با میانگین‌گیری باندهای چند طیفی، یک باند پانکروماتیک با وضوح پایین شبیه‌سازی می‌شود. سپس بر روی تصویر چند باندهای یک تبدیل GS به عنوان اولین باند اعمال می‌شود که به تعداد باندهای تلفیق شده، مؤلفه ایجاد گردد. سپس باند پانکروماتیک با وضوح مکانی بالا جایگزین اولین جزء GS می‌شود. در نهایت، یک تبدیل GS معکوس برای ایجاد باندهای چند طیفی ادغام شده، اعمال می‌شود (Ehlers et al., ۲۰۱۰).

روش ادغام^۷ MP

در روش MP هر کدام از باندهای تصویر چند طیفی جداگانه به کمک اپراتورهای جمع، تفریق، ضرب و تقسیم با باند پانکروماتیک ارتباط می‌یابد که چگونگی این ارتباط در رابطه ۲ ارائه شده است. این روش یکی از روش‌های قدرتمند تلفیق تصویر است که سبب افزایش کنتراست می‌شود (Kabolizadeh et al., ۲۰۱۸).

$$xs3 = a3 + b3(p + 3xs_3^1/4) \quad (2)$$

^۱ Low-Low filtering

^۲ Low-High filtering

^۳ High-Low filtering

^۴ High-High filtering

^۵ Smoothing Filter-based Intensity Modulation

^۶ Gram-Schmidt

^۷ Multiplication

در این روابط a و b متغیرهای معادله‌ها می‌باشند. همچنین p نشان‌دهنده باند با قدرت تفکیک مکانی بالا و xs باند با قدرت سنجنده چند طیفی است که از سه باند استفاده می‌کند.

روش ادغام Brovey

فرمول‌های ریاضی تبدیل Brovey را می‌توان به صورت ترکیبی از تصاویر پانکروماتیک و چند طیفی نشان داد. تبدیل Brovey، باندهای چند طیفی را نرمال می‌کند و آن را به شدت و روشنایی تصویر پانکروماتیک با روش‌های تلفیق نسبت‌های باندی و ترکیب‌های حسابی تطبیق می‌دهد (Yang et al. ۲۰۲۱, Gharbia et al. ۲۰۱۴). Brovey اصلی تنها به سه باند اجازه ادغام می‌دهد؛ اما الگوریتم اصلاح‌شده این اجازه را خواهد داد تا تمام باندهای چند طیفی اصلاح گردند (Liu et al. ۲۰۱۷; Han et al. ۲۰۰۸).

روش ادغام PC

روش PC یک فن آماری است که یک مجموعه داده چند متغیره از متغیرهای همبسته را به مجموعه داده‌ای از ترکیبات خطی ناهمبسته از متغیرهای اصلی تبدیل می‌کند. برای تصاویر، یک فضای ویژگی ایجاد می‌کند که می‌تواند برای تجزیه و تحلیل بیشتر به جای فضای ویژگی تصویر چند طیفی اصلی استفاده شود. PC بر روی باندهای چند طیفی اعمال می‌شود. تصویر پانکروماتیک هیستوگرام منطبق بر مؤلفه اول است؛ سپس مؤلفه انتخاب‌شده را جایگزین می‌کند و یک تبدیل PC معکوس، مجموعه داده ادغام‌شده را به فضای ویژگی چند طیفی اصلی، باز می‌گرداند (Ehlers et al. ۲۰۱۰).

۲-۳-۲- ادغام در سطح تصمیم‌گیری

نظریه دمپستر شفر

نظریه دمپستر- شفر که به عنوان نظریه توابع باور نیز شناخته می‌شود، تعمیم نظریه بیزی احتمال ذهنی است. درحالی‌که نظریه بیزی به احتمالات برای هر سؤال موردعلاقه نیاز دارد، توابع باور به ما اجازه می‌دهد تا درجات اعتقاد را برای یک سؤال بر اساس احتمالات برای یک سؤال مرتبط، قرار دهیم. این درجات اعتقادی ممکن است ویژگی‌های ریاضی احتمالات را داشته باشند یا نداشته باشند. تفاوت آن‌ها با احتمالات، بستگی به این دارد که این دو سؤال چقدر به هم مرتبط هستند (Denoeux., ۲۰۰۸). این تئوری در سال ۱۹۶۷ توسط دمپستر (Dempster., ۱۹۷۶) به کاربرده شده و در ادامه ساختار ریاضی آن توسط شفر در سال ۱۹۷۶ تشریح شد (Shafer, ۱۹۷۶). از تئوری دمپستر شفر به عنوان توابع باور نیز نامبرده می‌شود. این تئوری با بحث در رابطه با باورهای موجود از یک وضعیت یا مجموعه‌ای از باورها از وضعیت‌های حائز اهمیت است. توابع باور (رابطه ۳) و ممکن بودن (رابطه ۴) به صورت زیر بیان می‌گردد (Foucher., ۲۰۱۴; Denoeux., ۲۰۰۸; Chen et al., ۲۰۰۲):

$$\text{Bel}:\Omega(\theta) \rightarrow [0,1] \quad (3)$$

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

$$\text{Pl}(A):\Omega(\theta) \rightarrow [0,1] \quad (4)$$

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

در رابطه بالا، تابع $\text{Bel}(A)$ مقدار کل احتمالی که باید در میان عناصر از A باشد را اندازه‌گیری می‌کند و به معنای حقیقت و معناداری از باور A و به معنی حد نزولی بر روی احتمال A است. $\text{Pl}(A)$ حداکثر مقدار احتمال را که می‌تواند در میان مجموعه A توزیع شود را اندازه‌گیری می‌کند؛ درواقع درجه باور کلی مربوط به A را بیان می‌کند و به منزله حد بالایی روی احتمال A است.

فرض کنید θ یک مجموعه نامتناهی از عناصر است، یک عنصر می‌تواند یک فرضیه، یک هدف، یا موردی از وضعیت یک مجموعه باشد. در این صورت θ را چارچوب تشخیص نام‌گذاری می‌کنند.
برای مثال:

m (اراضی کشاورزی) $= 0.8$

m (مناطق شهری) $= 0.1$

m (اراضی کشاورزی و مناطق شهری) $= 0.1$

در این مثال 0.8 ، این اطمینان وجود دارد که منطقه مربوط به اراضی کشاورزی است، 0.1 این اطمینان وجود دارد که مناطق شهری است و 0.1 که یکی از این دو کاربری است؛ بنابراین Bel اراضی کشاورزی برابر 0.8 و Pl برابر 0.9 است.

قوانین ترکیب شواهد در نظریه دمپستر-شفر

چنانچه m_1 و m_2 دو تابع جرم باشد که از دو منبع اطلاعات مختلف به دست آمده است و آنگاه چارچوب تشخیص θ برای هر دوی این منابع اطلاعاتی یکسان باشد، (جرم مشترک) به صورت $m_{1,2}$ بیان می‌شود می‌گردد؛ Chen et al., ۲۰۰۲؛ Shafer. ۱۹۷۶؛ (Denoeux., ۲۰۰۸؛ Foucher., ۲۰۱۴):

رابطه (۵) تا (۷) نحوه‌ی ترکیب دو منبع اطلاعات به روش دمپستر-شفر را نشان می‌دهد:

$$m_{1,2} = (m_1 \oplus m_2)(A) \quad (5)$$

$$(m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A \neq \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C), \quad (6)$$

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) \cdot m_2(C), \quad k \neq 1. \quad (7)$$

K ، جرم احتمال پایه ناسازگاری بین منابع شواهد را بیان می‌کند. بر اساس رابطه (۷)، K حاصل مجموع توابع جرم تمام زیرمجموعه‌هایی که اشتراک آن‌ها تهی باشد، به دست خواهد آمد. هرچه مقدار K بیشتر باشد، به معنی ناسازگاری بین منابع اطلاعات تلقی می‌گردد. مخرج $1-k$ در رابطه ۶، به منظور فاکتور نرمال کردن به کار برده می‌شود و m به عنوان تابع جرم در چارچوب تشخیص یکسان θ بیان می‌شود (Chen et al., ۲۰۱۴)

۴-۲- طبقه‌بندی تصاویر

هدف اصلی طبقه‌بندی تصاویر، تبدیل داده‌های عددی ثبت شده از تصاویر ماهواره‌ای به ویژگی‌های یک منظره است. برای دستیابی به فرآیند طبقه‌بندی، روشی برای استخراج اطلاعات تصویر چند طیفی و اعمال برخی قوانین تصمیم‌گیری آماری لازم است تا به هر پیکسل در یک تصویر هویت پوشش زمین (برچسب‌گذاری پیکسل) بدهد. یک نقشه موضوعی پس از تکمیل فرآیند طبقه‌بندی ایجاد می‌شود و حاوی نمایش اطلاعاتی از یک تصویر است که توزیع فضایی یک موضوع خاص را نشان می‌دهد (Al Momani et al., ۲۰۰۶). مضامین یا کلاس‌ها می‌توانند چمن، آب، ماسه، مخروطیان و غیره باشند. روش‌های طبقه‌بندی مرتبط با این پژوهش به دو روش حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان تقسیم است.

روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال (MLC)

MLC هنوز هم یکی از رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی تصویر است. در این روش احتمال اینکه یک پیکسل بتواند به هر یک از m کلاس موجود تعلق یابد بررسی می‌شود و سپس پیکسل به کلاسی که بیشترین احتمال را دارد اختصاص می‌یابد. در این روش، طبقه‌بندی بر اساس واریانس و کوواریانس انجام شده و فرض بر این است که همه مناطق آموزشی دارای پراکنش نرمال هستند (Alavi Panah., ۲۰۰۳). اصلاح ریاضی منطق این روش را می‌توان به صورت رابطه (۸) نوشت.

$$x \in w_i \text{ if } P(w_i|x) \text{ for all } j \neq i \quad \text{رابطه (۸)}$$

به این معنی که پیکسل با بردار مقادیر طیفی X به کلاس w_i تعلق خواهد داشت اگر مقادیر احتمال تعلق پیکسل به این کلاس یعنی $(w_i|x)$ بزرگ‌تر از احتمال دیگر کلاس‌ها باشد.

روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)

SVM یک روش طبقه‌بندی نظارت‌شده محسوب می‌گردد، هدف اصلی این روش یافتن یک صفحه بهینه برای بیشینه‌سازی تفکیک بین دو کلاس است. برای تفکیک داده‌های غیرخطی ماشین بردار پشتیبان از کرنل‌های خطی، گوسی، چندجمله‌ای و سیگموئید استفاده می‌کند (Zhou et al., ۲۰۱۸). ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه‌بندی کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند (Durgesh & Lekha, ۲۰۱۰).

برآورد دقت طبقه‌بندی

برآورد دقت برای درک نتایج به دست آمده و به کار بردن این نتایج برای تصمیم‌گیری خیلی مهم‌اند. معمول‌ترین پارامترهای برآورد دقت شامل، دقت کل و ضریب کاپا است. از نظر تئوری احتمالات، دقت کل نمی‌تواند معیار خوبی برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی باشد، زیرا در این شاخص، نقش شانس قابل توجه است. دقت کل^۱ از جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا تقسیم بر تعداد کل پیکسل‌ها طبق رابطه (۹) به دست می‌آید (Alavi Panah., ۲۰۰۳):

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

در رابطه بالا،

OA = دقت کل، N = تعداد کل پیکسل‌ها آزمایشی، $\sum P_{ii}$ = جمع عناصر قطر اصلی ماتریس خطا

^۱ Overall Accuracy

به دلیل ایرادهای وارد بر دقت کل، غالباً در کارهای اجرایی که مقایسه‌ی دقت طبقه‌بندی مورد توجه است، از شاخص کاپا استفاده می‌شود، زیرا شاخص کاپا، پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی‌شده را مدنظر قرار می‌دهد (Alavi Panah., ۲۰۰۳). شاخص کاپا از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

(۱۰)

$$Kappa = \frac{P_o - P_c}{1 - P_c}$$

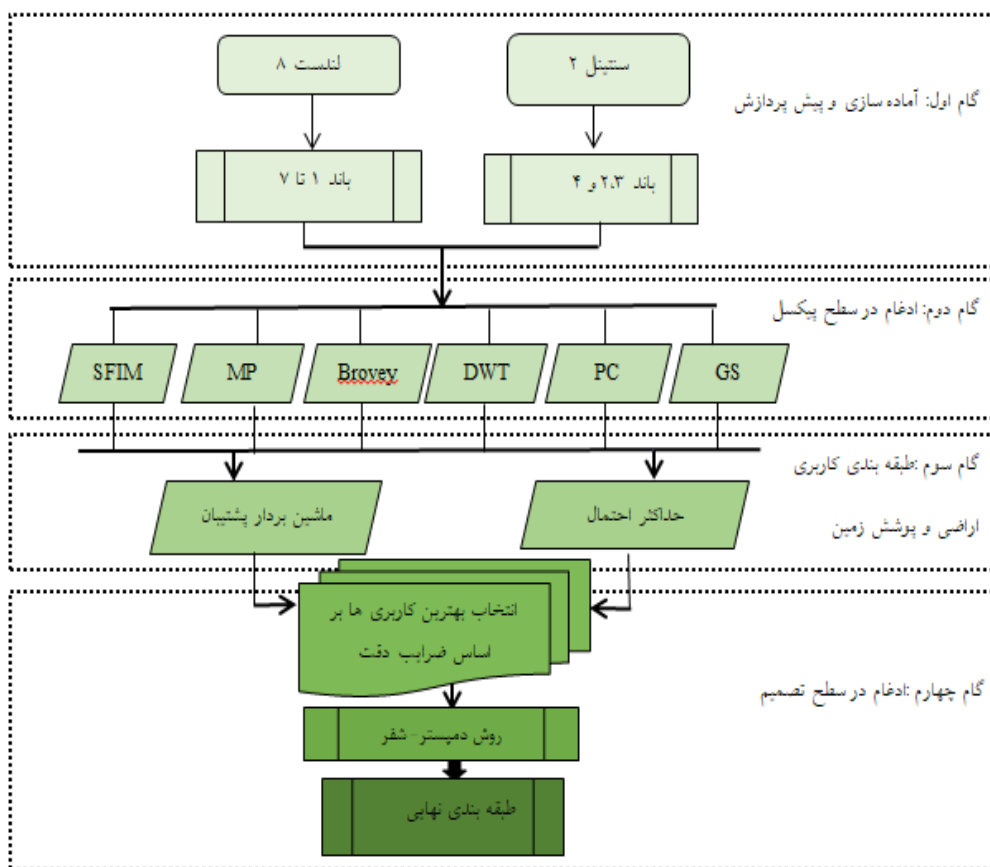
P_o = درستی مشاهده‌شده، P_c = توافق مورد نیاز

لازمه استفاده از هر نوع اطلاعات موضوعی، آگاهی از درستی و صحت آن است. بعد از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از نمونه‌های تعلیمی که در روند طبقه‌بندی دخالت نداشته‌اند، اقدام به ارزیابی دقت طبقه‌بندی با دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی شد. از آنجایی که امکان برداشت همزمان نقاط زمینی با جی پی اس^۱ و تصاویر ماهواره‌ای همیشه فراهم نیست و همچنین اختلاف زمانی بین نقاط کنترل زمینی و تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند منجر به تشخیص نادرست پوشش زمین شود، محققان به استفاده از روش‌هایی برای انتخاب نقاط زمینی روی آورده‌اند. دقت ماهواره کوویک برد حدود ۰/۵ متر است که این امر مشکل فقدان واقعیت زمینی را کاهش می‌دهد (Kiyani et al., ۲۰۱۴). بنابراین از تصاویر کوئیک‌برد با استفاده از نرم‌افزار گوگل ارث^۲ برای انتخاب نقاط کنترل زمینی و بررسی صحت طبقه‌بندی استفاده شد. ابتدا مرز منطقه مورد مطالعه وارد نرم‌افزار گوگل ارث شد. با داشتن مختصات چندین نقطه محدود از عارضه‌های ثابت مانند جاده‌ها و رودخانه، دقت هندسی تصاویر گوگل ارث، لندست و سنتینل با خطای RMSE کمتر از یک پیکسل ارزیابی گردید. در ادامه، با بزرگنمایی روی صفحه نمایش رایانه و منطبق کردن تصویر گوگل ارث با تاریخ تصاویر سنتینل و لندست، نمونه‌هایی از پلیگون‌ها در محدوده مورد مطالعه با پراکنش مناسب انتخاب شدند به گونه‌ای که کلاس‌های کاربری و پوشش اراضی مشابه در یک گروه قرار گیرند و ۳۰ درصد منطقه را شامل شوند. نمونه‌ها در محیط ROI Tool در نرم‌افزار ENVI فراخوانی شده و صحت سنجی تصاویر طبقه‌بندی شده مورد ارزیابی قرار گرفت. لازم به ذکر است نمونه‌های تعلیمی که بر اساس آن طبقه‌بندی انجام گرفت از روی تصاویر ادغام شده در سطح پیکسل انتخاب گردید.

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

^۱ GPS

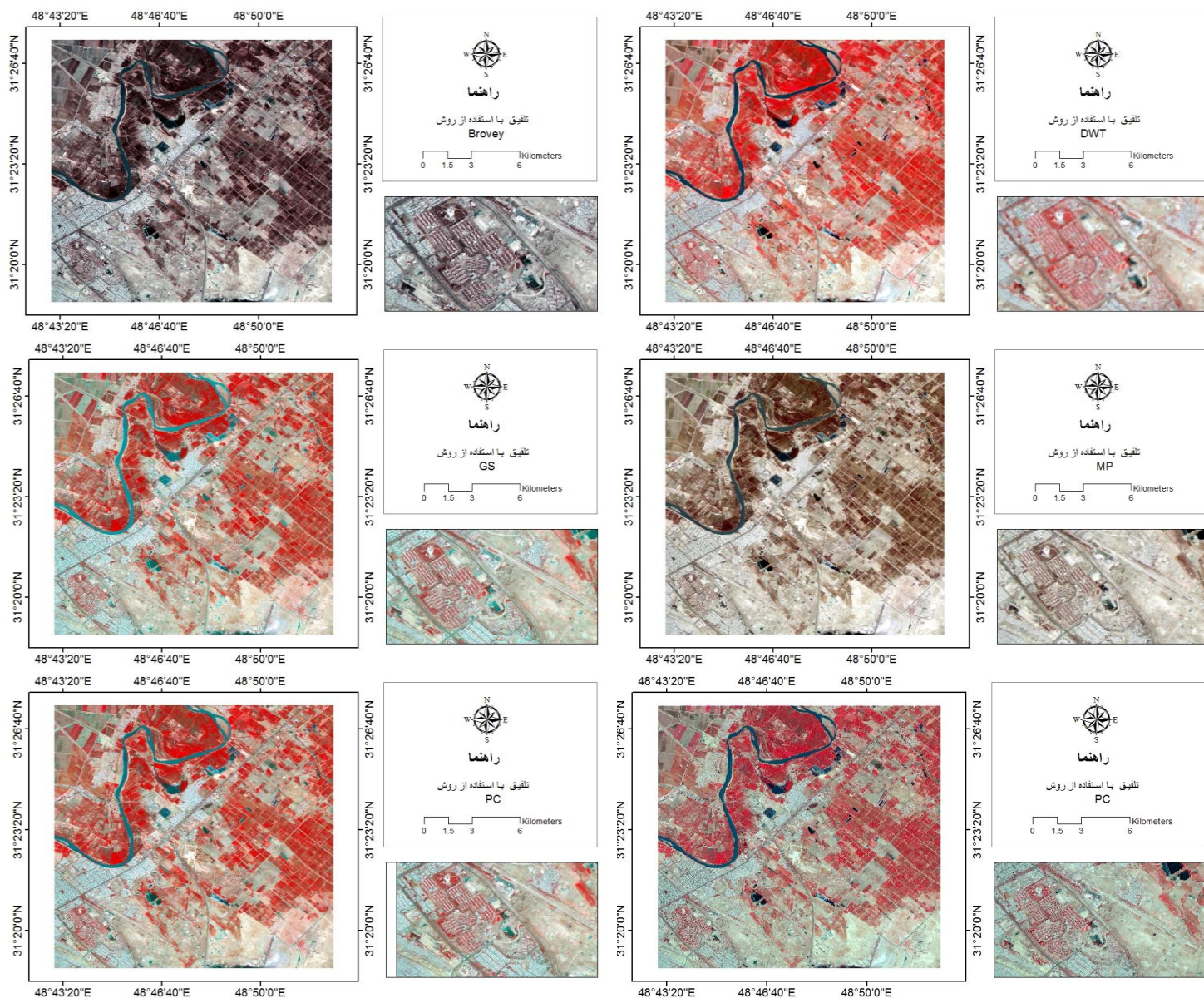
^۲ Google Earth

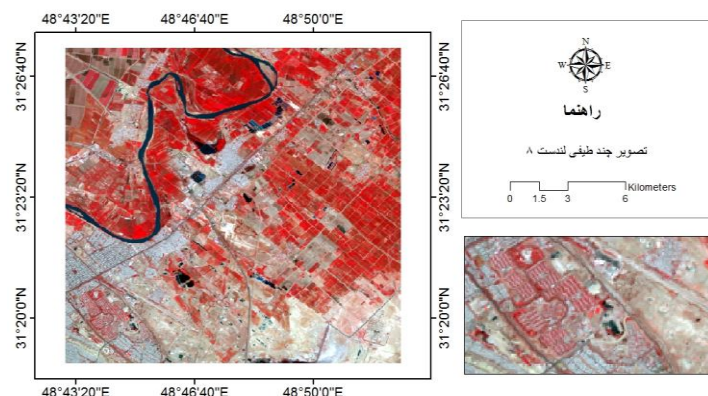


شکل (۴): فلوچارت مراحل کار
Figure (۴): Flowchart of work steps

۳- نتایج

در این پژوهش جهت بهبود دقت مکانی، تلفیق تصاویر ابتدا در سطح پیکسل، با روش‌های SFIM، GS، PC، MP، Brovey و DWT صورت گرفت و نتایج آن در شکل ۵ آورده شده است. در بین روش‌های به کار برده شده در این پژوهش سه روش SFIM، Brovey و DWT محدودیت باندی دارند و برای بیش از سه باند نمی‌توانند تلفیق تصاویر را انجام دهند. از میان روش‌های ذکر شده SFIM، MP و DWT در محیط کدنویسی متلب و سایر روش‌ها به وسیله نرم افزار ENVI اجرا گردید. پس از حصول نتایج تلفیق تصاویر در سطح پیکسل، دو روش ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال به منظور ایجاد نقشه‌های کاربری اراضی/پوشش مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج دقت هر یک از نقشه‌های کاربری حاصل از تلفیق در جدول ۲ نشان داده شده است.





شکل ۵: تصاویر حاصل از ادغام ماهواره لندست ۸ و سنتینل ۲ و تصویر لندست بدون تلفیق
Figure ۵: Images from the fusion of Landsat ۸ and Sentinel ۲ satellites and Original Landsat Image

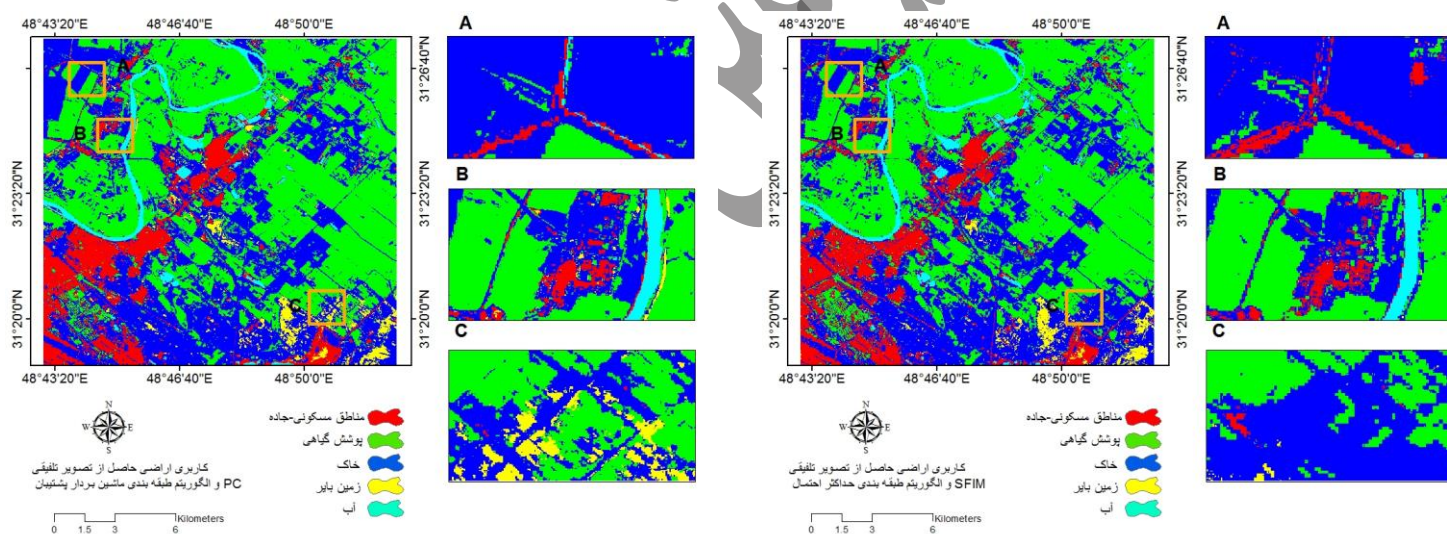
جدول ۲: ارزیابی دقت روش‌های مختلف طبقه‌بندی برای روش مختلف تلفیق طبقه‌بندی شده

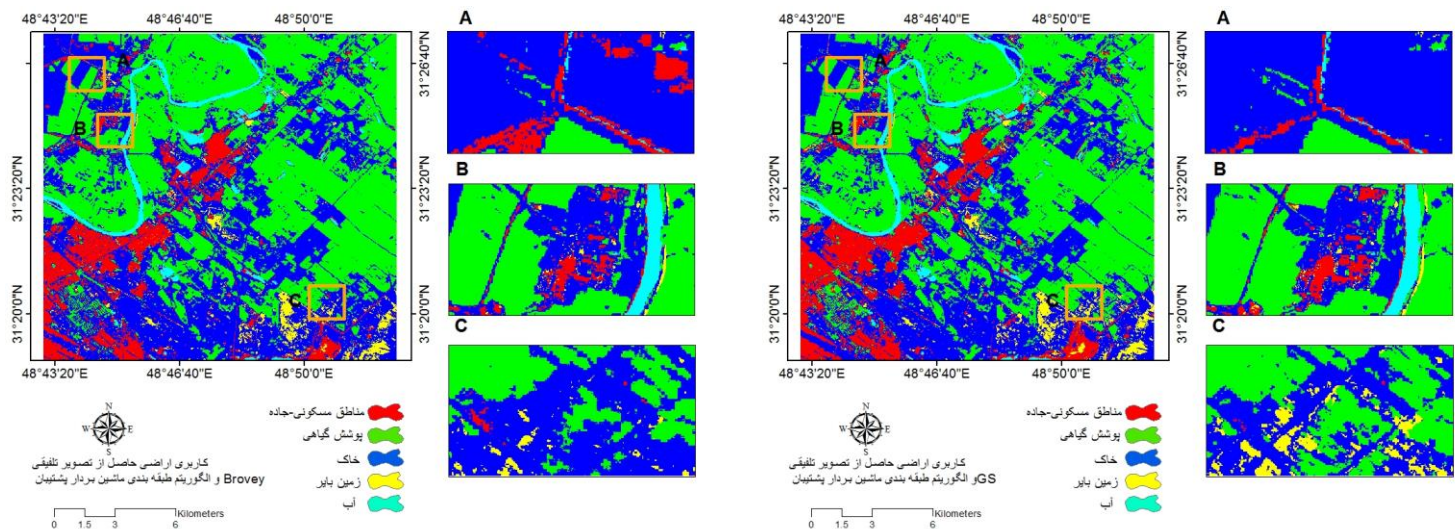
Table ۲: Evaluation of the accuracy of different classification methods for different classification fusion methods					
روش طبقه‌بندی	سطح تلفیق	روش ادغام	ضریب کاپا (درصد)	دقت کلی (درصد)	
حداکثر احتمال	پیکسل	DWT	۰/۸۸	۹۳/۰۷	
		GS	۰/۸۶	۹۲/۵	
		MP	۰/۸۵	۹۲/۲۷	
		PC	۰/۸۷	۹۲/۳۸	
		Brovey	۰/۸۷	۹۲/۱۱	
		SFIM	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	

برای انجام ادغام در سطح تصمیم از روش دمپستر شفر با کمک جعبه ابزار OTB استفاده شد. ابتدا روش‌های طبقه‌بندی حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان بر روی هر یک از تصاویر حاصل از روش‌های تلفیقی ذکر شده در سطح پیکسل اعمال شد. بر اساس دقت کلی و ضریب کاپای به‌دست‌آمده، چهار طبقه‌بندی که مقادیر بیش از ۹۰ درصد داشت برای انجام تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انتخاب گردید. بر این اساس کاربری حاصل از تصویر روش SFIM به روش حداکثر احتمال و GS، PC و Brovey حاصل طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (شکل ۶ و ۷) برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری انتخاب شدند. دقت کاربر و دقت تولیدکننده هر یک از کلاس‌های کاربری اراضی در شکل (۶) ارائه شده است. شکل (۸) بزرگنمایی محدوده‌هایی از تصویر رنگی کاذب لندست ۸ به‌منظور تفسیر بصری را نشان می‌دهد. در شکل (۹) نقشه کاربری اراضی حاصل از ادغام در سطح تصمیم‌گیری با روش دمپستر-شفر ارائه شده است.

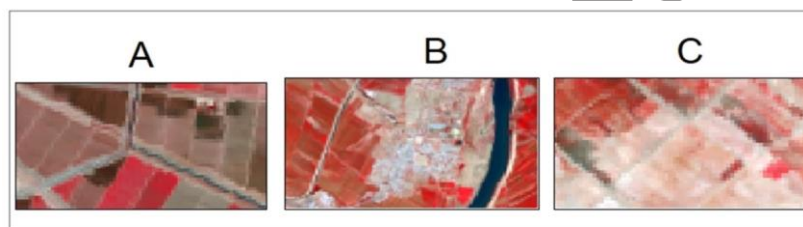


شکل (۶) دقت کاربر و دقت تولیدکننده هر یک از کلاس‌های کاربری با روش ادغام و الگوریتم طبقه‌بندی مختلف
Figure (۶) user accuracy and producer accuracy of each user class with different fusion methods and classification algorithms

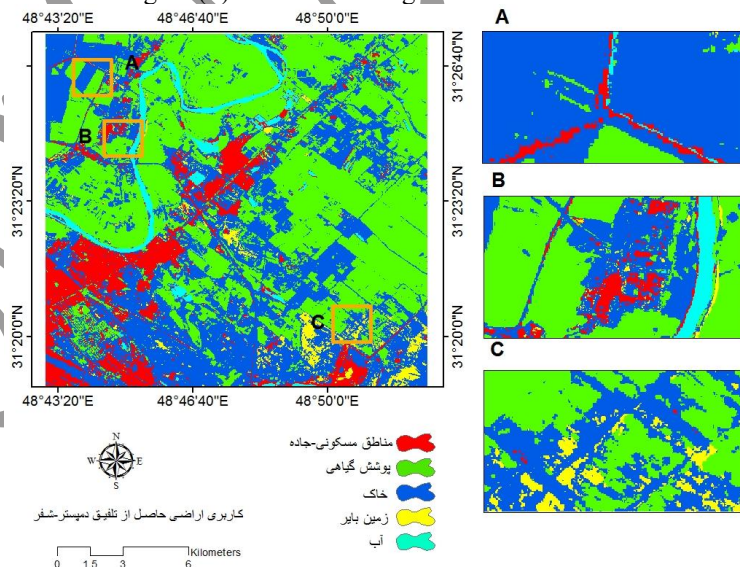




شکل (۷): نقشه کاربری اراضی/پوشش محدوده مورد مطالعه
Figure (۷): Land use/cover map of the study area



شکل (۸): تصویر رنگی کاذب ماهواره لندست ۸
Figure (۸): false color image of Landsat ۸ satellite



شکل (۹): کاربری اراضی/پوشش حاصل از تلفیق به روش دمپستر-شفر
Figure (۹): land use/cover obtained from fusion using the Dempster-Shafer method

۴- بحث و نتیجه‌گیری

اغلب مطالعات انجام‌گرفته، روش‌های ادغام تصاویر را به‌عنوان یک ابزار کارآمد جهت بهبود کیفیت و به‌منظور کاربردهای مختلفی از جمله تشخیص عوارض، ارزیابی تغییرات، بهبود طبقه‌بندی کاربری اراضی، بررسی تغییرات رطوبت خاک و اتمسفر و دیگر موارد پیشنهاد می‌کنند. روش‌های مختلفی برای ادغام تصاویر ارائه‌شده است؛ بنابراین باید از روشی استفاده گردد که ضمن حفظ اطلاعات طیفی باعث بهبود دقت مکانی گردد؛ همچنین بسته به کاربرد مورد مطالعه، روش مناسب می‌تواند متغیر باشد. در این پژوهش از روش‌های PC، GS، MP، SFIM، DWT و Brovey به‌منظور تلفیق تصاویر دو ماهواره لندست ۸ و سنتینل ۲ در سطح پیکسل استفاده گردید. با توجه به اینکه هدف نهایی این پژوهش دستیابی به یک نقشه کاربری اراضی با دقت بالا بود؛ بنابراین علاوه بر اینکه دو روش حداکثر احتمال و ماشین بردار پشتیبان برای انجام کلاس‌بندی عوارض به‌کاربرده شد، روش ترکیب دمپستر- شفر برای ادغام بهترین نقشه‌های طبقه‌بندی ایجادشده در مرحله قبل، اجرا شد.

همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده‌شده است روش ماشین بردار پشتیبان به‌طور موفقیت‌آمیزی نسبت به روش حداکثر احتمال در منطقه مورد مطالعه عمل کرده است به‌طوری‌که روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال تنها برای تصویر تلفیق‌شده به روش SFIM توانسته است ضریب کاپای ۹۰ درصد داشته باشد و سایر تصاویر تلفیق‌شده ورودی به طبقه‌بندی کننده حداکثر احتمال، ضریب کاپای کمتر از ۹۰ درصد را به خود اختصاص دادند؛ بنابراین تنها کاربری حاصل از SFIM به‌منظور تلفیق در سطح تصمیم انتخاب شد. هانگ^۱ و همکاران (۲۰۰۲)، اومی^۲ و همکاران (۲۰۰۸)، نیتز^۳ و همکاران (۲۰۱۲) و وروونسی^۴ و همکاران (۲۰۲۳) دقت حاصل از به‌کارگیری روش SVM را با روش حداکثر احتمال مورد مقایسه قرار دادند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد، روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان دقت بالاتری نسبت به روش حداکثر احتمال دارد که با نتایج پژوهش حاضر همسو می‌باشند. از میان خروجی‌های حاصل از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، کاربری‌های حاصل از روش PC، GS و Brovey به‌عنوان 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، PC، GS و Brovey به روش ماشین بردار پشتیبان برای تلفیق در سطح تصمیم‌گیری، به‌منظور حصول نتیجه بهتر اجرا شد. 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 داده‌شده است. محدوده A و B نشان می‌دهد که در دو روش SFIM و Brovey، تمایز میان کلاس‌های مناطق مسکونی- جاده‌ها با کلاس خاک به‌طور موفقیت‌آمیز اجرا نشده است و در مقایسه آن با تصویر رنگی کاذب لندست ۸ (شکل ۸) می‌توان دریافت که، در محدوده A بخش قابل‌توجهی از خاک به‌عنوان کلاس مناطق مسکونی- جاده، با استفاده از این دو تصویر طبقه‌بندی‌شده است. بررسی دقت کاربر و تولیدکننده (شکل ۶)، نقشه کاربری حاصل از روش SFIM به ترتیب برای کلاس خاک ۵۴/۴۶، ۸۳/۹۵ و واحد مسکونی-جاده به ترتیب ۸۵/۴۱ و ۸۸/۶۴ درصد می‌باشد. در کاربری اراضی حاصل‌شده از تصویر Brovey دقت کاربر و تولیدکننده برای کلاس خاک و کلاس مسکونی- جاده به دست آمد، مقدار این ضرایب برای کلاس خاک به ترتیب ۵۵/۰۷، ۸۹/۹۶ درصد و برای کلاس مناطق مسکونی-جاده برابر با مقدار ۹۰ و ۹۲/۰۱ درصد است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود دقت کاربر و تولیدکننده کلاس خاک، برای هر دو روش ذکرشده، مقدار پایینی داشته است. بررسی دقت کاربر و تولیدکننده کلاس خاک و مناطق مسکونی-جاده بر روی کاربری‌های حاصل از دو روش PC و GS نیز مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد تفکیک کلاس مناطق مسکونی- جاده و کلاس خاک نسبت به روش‌های

^۱ Huang

^۲ Oomme

^۳ Nitze

^۴ Vorovencii

SFIM و Brovey با نتایج بهتری صورت گرفته است. ضرایب دقت کاربر و تولیدکننده برای کلاس خاک در روش PC و GS به ترتیب ۶۸/۷۷، ۹۵/۶۳، ۶۰/۹۴ و ۹۳/۲۱ درصد بود. همان طوری که قابل مشاهده است از بین چهار روش SFIM، PC، Brovey و GS خروجی تصویر PC با روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان با اختلاف بین ۸ تا ۱۴ درصد، دارای بیشترین دقت تفکیک بین کلاس‌های خاک از مناطق مسکونی-جاده بود.

تفسیر بصری محدوده C نشان می‌دهد مساحت اختصاص یافته به کلاس پوشش گیاهی و خاک در چهار نقشه کاربری اراضی متفاوت است. کاربری حاصل از تلفیق روش PC، بیشترین مقدار برای پوشش گیاهی و Brovey قسمت اعظم پیکسل‌های این محدوده را کلاس خاک تشخیص داده است در حالی که پوشش گیاهی با انعکاس پایین در تصویر لندست ۸ (شکل ۸)، قابل مشاهده است. بررسی دقت کاربر و دقت تولیدکننده کلاس پوشش گیاهی حاصل از تصویر SFIM برابر با ۸۶/۲۱، ۹۰/۹۱، تصویر PC برابر با ۹۰/۴۵، ۹۰/۲۸، GS به روش ماشین بردار پشتیبان ۹۹/۸۹، ۹۳/۷۴ و کاربری حاصل از تلفیق Brovey دارای دقت کاربر و تولیدکننده برابر با ۸۱/۲۷ و ۸۹/۰۶ درصد بودند؛ همان طور که ملاحظه می‌شود اختلاف نسبتاً بالایی بین نتایج چهار حالت مورد بررسی وجود دارد و بیشترین دقت مربوط طبقه‌بندی تصویر تلفیق گ- GS با روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و کمترین مقدار دقت مربوط به تلفیق Brovey است.

با توجه به اینکه روش‌های مختلف، می‌توانند باعث تغییرات متفاوتی در اطلاعات طیفی و مکانی تصویر ادغام شده نسبت به تصویر چند طیفی شوند؛ بنابراین خروجی حاصل از طبقه‌بندی هریک از تصاویر ادغام شده می‌تواند دارای دقت‌های متفاوت باشد و بسته به اهداف متفاوت، هر یک از روش‌های مختلف ادغام در سطح پیکسل می‌تواند مؤثر باشد. کابلی زاده و همکاران (۱۳۹۸) پس از بررسی میزان انحرافات طیفی و مکانی تصاویر حاصل از ادغام چندین روش تلفیقی در سطح پیکسل، بیان کردند که الگوریتم Brovey از لحاظ حفظ اطلاعات مکانی گرچه روش مناسبی است اما از لحاظ حفظ اطلاعات طیفی ضعیف عمل می‌کند. نتایج به دست آمده در پژوهش حاضر با نتایج به دست آمده در پژوهش آن‌ها مطابقت دارد چرا که حفظ اطلاعات طیفی در عملکرد طبقه‌بندی پدیده‌های زمینی می‌تواند مؤثر واقع گردد. بالاترین ضریب کاپا و دقت کلی به اعمال روش ماشین بردار پشتیبان بر روی تصویر تلفیق شده با استفاده از الگوریتم PC اختصاص یافت؛ در واقع این روش با ضریب کاپای ۹۲ درصد و صحت کلی برابر با ۹۵/۸ درصد بالاترین دقت ممکن برای ایجاد نقشه کاربری در منطقه مورد مطالعه را داشت؛ پس از آن، روش GS دارای بالاترین دقت طبقه‌بندی بود؛ در این راستا، فاضلی فارسانی و همکاران (۱۳۹۴)، در یک تحقیق به دنبال ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی با استفاده از روش‌های ادغام در سطح پیکسل، بیان کردند دو روش PC و GS بیشترین تأثیر مثبت را در دقت طبقه‌بندی داشته‌اند.

پس از انتخاب ۴ نقشه کاربری ذکر شده با استفاده از الگوریتم تلفیق دمستر- شفر نقشه کاربری نهایی حاصل از ادغام آن‌ها، به دست آمد. بر اساس جدول شماره ۲ ضریب کاپا و دقت کلی برای کاربری حاصل از تلفیق دمپستر-شفر به ترتیب ۹۷/۶۷ درصد و ۹۸/۳۸ درصد به دست آمد. نتایج نشان‌دهنده آن است که ضریب کاپا بین ۵ تا ۷ درصد و دقت کلی ۳ تا ۴ درصد نسبت به ۴ کاربری مورد استفاده بهبود یافته است. بررسی محدوده A و B (شکل ۹) نشان می‌دهد که نقشه کاربری نهایی، تفکیک کلاس خاک از کلاس مسکونی-جاده را با موفقیت بیشتری انجام داده است. دقت تولید کننده به دست آمده از این دو کلاس به روش دمپستر شفر به ترتیب ۹۸/۷۸ و ۹۹/۰۱ درصد، به دست آمد که در حدود ۱۰ درصد نسبت به نقشه‌های منفرد استفاده شده، بهبود در نتایج حاصل شد. این موضوع در پژوهش کایولا^۱ و همکاران (۲۰۰۶)، فنگ^۲ و همکاران (۲۰۲۱) به صراحت بیان شده است. کایولا و همکاران (۲۰۰۶)، در تحقیق خود نشان دادند که اعمال روش دمپستر-شفر، بین ۱۰ تا ۳۹ درصد، دقت را برای کلاس‌های

^۱ Cayuela

^۲ Feng

کاربری اراضی، نسبت به روش حداکثر احتمال بهبود داده است. طبقه‌بندی دمپستر-شفر اجازه می‌دهد تا دانش متخصص را به روشی رسمی و مستند در فرآیند طبقه‌بندی ادغام کند و دقت را با توجه به طبقه‌بندی کننده‌های سنتی مبتنی بر داده‌های سنجش‌ازدور افزایش دهد.

با توجه به رابطه پیچیده بین کاربری و پوشش اراضی که بر معیشت مردم تأثیرگذار است، داشتن نقشه کاربری اراضی و پوشش زمین با دقت بالا از اهمیت بسزایی برخوردار است؛ می‌توان گفت که بسته به هدف مورد مطالعه، انتخاب الگوریتم‌های تلفیق در سطح پیکسل می‌تواند نتایج با دقت متفاوتی را ایجاد کند؛ همچنین برای تخمین کیفیت طبقه‌بندی نهایی، ماتریس ابهام که در طی عملیات ادغام بر اساس روش دمپستر-شفر تولید شد، مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت؛ نتایج نشان داد، محققان می‌توانند با استفاده از تلفیق تصاویر در سطح تصمیم به روش دمپستر-شفر به عنوان یک روش مؤثر، به نقشه‌های کاربری اراضی با دقت بالا دست یابند.

منابع

- Alavi Panah, S.K. ۲۰۰۳. **Application of Remote Sensing in Geosciences**. University of Tehran, Tehran. ۴۹۸ pp. (In Farsi).
- Al Momani, B., McClean, S., and Morrow, P. ۲۰۰۶. Using Dempster-Shafer to incorporate knowledge into satellite image classification. **Artificial Intelligence Review**. 25, ۱۶۱-۱۷۸. (DOI ۱۰.۱۰۰۷/s۱۰۴۶۲-۰۰۷-۹۰۲۷-۴)
- Amiri, F., Nateghi, S. ۲۰۲۳. Land cover classification of Bushehr province using Landsat ۸ and MODIS data synthesis images. **Water and Soil Management and Modeling**. ۳(۲):۱۵۶-۱۴۳. (In Farsi) (<https://doi.org/۱۰.۲۲۰۹۸/mmws.۲۰۲۲.۱۱۳۷۲.۱۱۲۴>).
- Arabameri, A. R., Shirani, K., Rezaie, K. ۲۰۱۷. Land capability zonation toward Landslide occurrence Using Dempster-shafer and Frequency Ratio Models. **Journal of Water and Soil Conservation**. 24(۳), ۴۱-۵۷. (In Farsi). (doi: ۱۰.۲۲۰۶۹/jwfst.۲۰۱۷.۱۱۱۹۶.۲۵۵۴)
- Basheer, P. I., Prasad, K. P., Gupta, A. D., Pant, B., Vijavan, V. P., and Kapila, D. ۲۰۲۲. 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. ۱-۶). IEEE. (<https://doi.org/۱۰.۱۱۰۹/ICSSS۰۴۳۸۱.۲۰۲۲.۹۷۸۲۲۳۹>)
- Belmahdi, F., Lazri, M., Ouallouche, F., Labadi, K., Absi, R., Ameer, S. ۲۰۲۳. 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, ۱۰۰۹۰۶. (<https://doi.org/۱۰.۱۰۱۶/j.rsase.۲۰۲۲.۱۰۰۹۰۶>)
- Bendjebbour, A., Delignon, Y., Fouque, L., Samson, V., and Pieczynski, W. ۲۰۰۱. Multisensor image segmentation using Dempster-Shafer fusion in Markov fields context. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. 39(۸): ۱۷۸۹-۱۷۹۸. (<https://doi.org/۱۰.۱۱۰۹/۳۶.۹۴۲۵۵۷>)
- Cayuela, L., Golicher, J. D., Rey, J. S., and Benayas, J. R. ۲۰۰۶. Classification of a complex landscape using Dempster-Shafer theory of evidence. **International Journal of Remote Sensing**. 27(۱۰): ۱۹۵۱-۱۹۷۱. (<https://doi.org/۱۰.۱۰۸۰/۰۱۴۳۱۱۶.۵۰.۱۸۱۷۸۸>)

- Chao, W. A. N. G., Shuai, W. A. N. G., Xiao, C. H. E. N., Junyong, L. I., and Tao, X. I. E. ۲۰۲۳. 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(۲): ۲۸۳.
(<https://doi.org/10.1194/j.AGCS.۲۰۲۳.۲۰۲۲.۲۰۲>)
- Chen, Q., Whitbrook, A., Aickelin, U., Roadknight, C. ۲۰۱۴. Data classification using the Dempster-Shafer method. **Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence**. 26(۴): ۴۹۳-۵۱۷.
(<https://doi.org/10.1080/095۲۱۱۳X.۲۰۱۴.۸۸۶۳۰۱>)
- Chenari, S., Salmani, K., Mirabedini, M. ۲۰۱۸. Landslide Hazard Mapping Using Dempster-Shafer Theory- A Case Study: Ziarat Watershed, Golestan Province, Iran. **Journal of Engineering Geology**. ۱۱(۴) ۳۸۵-۴۰۴. (In Farsi).
- Chu, H., and Zhu, W. ۲۰۰۸. Fusion of IKONOS satellite imagery using IHS transform and local variation. **IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters**. 5(۴): ۶۵۳-۶۵۷.
(<https://doi.org/10.1109/LGRS.۲۰۰۸.۲۰۰۲۰۳۴>)
- Denoeux, T, ۲۰۰۸, A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory. **Classic works of the Dempster-Shafer theory of belief functions**. ۷۳۷-۷۶۰.
(<https://doi.org/10.11۰۹/۲۱,۳۷۶۴۹۳>)
- Dempster AP. ۱۹۶۷. Upper and lower probabilities induced by a multi valued mapping. The Annal of Mathematical Statistics. ۱۹۶۷; ۳۸:۳۲۵-۳۳۹ Shafer G. A mathematical theory of evidence. **Princeton University Press**. ISBN ۰ ۶۰۸-۰۲۵۰۸- ۹. ۱۹۷۶.p, ۳۱۴.
- Ehlers, M., Klonus, S., Johan Åstrand, P., Rosso, P. ۲۰۱۰. Multi-sensor image fusion for pansharpening in remote sensing. **International Journal of Image and Data Fusion**. ۱(۱): ۲۵-۴۵.
(<https://doi.org/10.1080/۱۹۴۷۹۸۳.۹۰۳۵۶۱۹۸۵>)
- Esmaelzadeh, R., Emamgholizadeh, S., Bigdeli, B. ۲۰۲۴. Improvement on the Effective Snow Cover Extraction Using Fusion Satellite Images Approach. **Journal of the Indian Society of Remote Sensing**. ۱-۱۴.
(<https://doi.org/10.10۰۷/s۱۲۵۲۴-۰۲۴-۰۱۸۲۸-۷>)
- Fallah, M., Azadbakht, M. ۲۰۲۱. Fusion of Thermal Infrared and Visible Images Based on Multi-scale Transform and Sparse Representation. **Journal of Geospatial Information Technology**. ۸(۳): ۳۹-۵۹. (In Farsi).
(<http://dx.doi.org/10.۵۲۵۴۷/jgit.۸,۳,۳۹>)
- Fazeli Farsani, A., Ghazavi, R., Farzaneh, M. ۲۰۱۵. Investigation of land use classification algorithms using images fusion techniques (Case study: Beheshtabad Sub-basin). **RS & GIS for Natural Resources**. ۶ (۱): ۹۱-۱۰۵. (In Farsi).
- Feng, T., Ma, H., Cheng, X. ۲۰۲۱. Land-cover classification of high-resolution remote sensing image based on multi-classifier fusion and the improved Dempster-Shafer evidence theory. **Journal of applied remote sensing**. 15(۱): ۰۱۴۵۰۶-۰۱۴۵۰۶.
(<https://doi.org/10.111۷/۱.JRS.۱۵,۰۱۴۵۰۶>)
- Foucher, S., Germain, M., Boucher, J. M., Benie, G. B. ۲۰۰۲. Multisource classification using ICM and Dempster-Shafer theory. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**. ۵۱(۲): ۲۷۷-۲۸۱.
(<https://doi.org/10.11۰۹/۱۹,۹۹۷۸۲۴>)
- Gharbia, R., El Baz, A. H., Hassanien, A. E., Tolba, M. F. ۲۰۱۴. Remote sensing image fusion approach based on Brovey and wavelets transforms. In **Proceedings of the Fifth International Conference on Innovations in Bio-Inspired Computing and Applications IBICA ۲۰۱4** (pp. ۳۱۱-۳۲۱). Springer International Publishing.
(DOI: 10.10۰۷/۹۷۸-۳-۳۱۹-۰۸۱۵۶-۴_۳۱)
- Gilliot, J. M., Le Priol, C., Vaudour, E., Martin, P. ۲۰۱۸. Automatic extraction of agricultural parcels from remote sensing images and the RPG database with QGIS/OTB. **QGIS and Applications in Agriculture and Forest**. 2, ۷۷-۱۱۷.
(<https://doi.org/10.1۰۰۲/۹۷۸۱۱۱۹۴۵۷۱۰۷.ch۳>)
- Gungor, O., Shan, J, ۲۰۰۴, July, Evaluation of satellite image fusion using wavelet transform. In **proceedings of ۲۰th Congress ISPRS "Geo-Imagery Bridging Continents**. (pp. ۱۲-۱۳).
- Hamza, A., Khan, M. A., Ur Rehman, S., Al-Khalidi, M., Alzahrani, A. I., Alalwan, N., Masood, A. ۲۰۲۴. 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**. ۱۷: ۲۹۹۵- ۳۰۰۹.
(<https://doi.org/10.11۰۹/JSTARS.۲۰۲۳.۳۳۴۸۸۷۴>)
- Huang, A., Shen, R., Li, Y., Han, H., Di, W., Hagan, D. F. T. ۲۰۲۲. A methodology to generate integrated land cover data for land surface model by improving Dempster-Shafer theory. **Remote Sensing**. ۱۴(۴): ۹۷۲.

(<https://doi.org/10.3390/rs1404972>)

Huang, C., Davis, L. S., and Townshend, J. R. G. ۲۰۰۲. An assessment of support vector machines for land cover classification. **International Journal of remote sensing**. 23(۴): ۷۲۵-۷۴۹.

(<https://doi.org/10.3390/rs1404972>)

Jinju, J., Santhi, N., Ramar, K., Bama, B. S. ۲۰۱۹. Spatial frequency discrete wavelet transform image fusion technique for remote sensing applications. **Engineering Science and Technology, an International Journal**. 22(۳): ۷۱۵-۷۲۶.

(<https://doi.org/10.1016/j.jestech.2019.01.004>)

Joshi, N., Baumann, M., Ehammer, A., Fensholt, R., Grogan, K., Hostert, P., Waske, B. ۲۰۱۶. A review of the application of optical and radar remote sensing data fusion to land use mapping and monitoring. **Remote Sensing**. 8(۱):۷۰.

(<https://doi.org/10.3390/rs8010070>)

Judah, A., Hu, B. ۲۰۲۲. An Advanced Data Fusion Method to Improve Wetland Classification Using Multi-Source Remotely Sensed Data. **Sensors**. ۲۲(۲۲): ۸۹۴۲.

(<https://doi.org/10.3390/s22228942>)

Kabolizadeh, M., Rangzan, K., Mohammadi, S. ۲۰۱۸. Application of fusion in satellite images the Landsat-۸ and Sentinel-۲ in environmental monitoring. **Journal of RS and GIS for Natural Resources**. 9(۳): ۵۳-۷۱. (In Farsi).

Karasiak, N., Perbet, P. ۲۰۱۸. Remote sensing of distinctive vegetation in Guiana amazonian park. **QGIS and Applications in Agriculture and Forest**. 2, ۲۱۵-۲۴۵.

(<https://doi.org/10.1002/9781119450710.ch7>)

Kallel, A., Dalla Mura, M., Fakhfakh, S., Romdhane, N. B. ۲۰۲۳. Physics-based fusion of Sentinel-۲ and Sentinel-۳ for higher resolution vegetation monitoring. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. 61, ۱-۱۷.

(<https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3257219>)

Kiyani, V., Alizade Shaabani, A., Nazari Samani, A. ۲۰۱۴. Assessing the Classification accuracy of LISS-III Sensor Image of IRS-P۶ 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(۹۰): ۵۹-۵۱. (In Farsi).

(doi: 10.22131/sepehr.2014.12167)

Klonus S, Ehlers M. ۲۰۰۷. Image fusion using the Ehlers spectral characteristics preservation algorithm. **GIScience & Remote Sensing**. 44(۲): ۹۳-۱۱۶.

(<https://doi.org/10.2747/1048-1603.44.2.93>)

Lennert, M., Grippa, T., Radoux, J., Bassine, C., Beaumont, B., Defourny, P., Wolff, E. ۲۰۱۹. 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, ۱۵۱-۱۵۷.

(<https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W14-101-2019>)

Li, C., Liu, L., Wang, J., Zhao, C., Wang, R. ۲۰۰۴. September, Comparison of two methods of the fusion of remote sensing images with fidelity of spectral information. In **IGARSS ۲۰۰۴. ۲۰۰۴ IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium**. 4, ۲۵۶۱-۲۵۶۴.

(<https://doi.org/10.1109/IGARSS.2004.1369819>)

Liu, X., Liu, Q., and Wang, Y. ۲۰۲۰. Remote sensing image fusion based on two-stream fusion network. **Information Fusion**. 55, ۱-۱۵.

(<https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.02049>)

López-Caloca, A. A. ۲۰۱۴. Data fusion approach for employing multiple classifiers to improve lake shoreline analysis. In **Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: ۱۹th Iberoamerican Congress, CIARP ۲۰۱۴, Puerto Vallarta, Mexico, November ۲-۵, ۲۰۱۴. Proceedings 19** (pp. ۱۰۲۲-۱۰۲۹). Springer International Publishing.

(http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-12068-8_124)

Luo, H., Liu, C., Wu, C., Guo, X. ۲۰۱۸. Urban change detection based on Dempster–Shafer theory for multitemporal very high-resolution imagery. **Remote Sensing**. ۱۰(۷): ۹۸۰.

(<https://doi.org/10.3390/rs10070980>)

- Mohammadi sabet, N., j karami, J., sharifikia, M. ۲۰۱۹. Explanation of uncertainties in environmental hazard zonation using Dempster-Shafer theory. Case Study: Landslide hazard in southern Chalous. **MJSP**. ۲۳(۱): ۱-۲۴
URL: <http://hsmmp.modares.ac.ir/article-۲۱-۲۰۵۷۷-fa.html>
- Nitze, I., Schulthess, U., Asche, H. ۲۰۱۲. 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**. ۷۹, ۳۵۴۰.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N. K., Prakash, A., Sahoo, B., Bandopadhyay, S. ۲۰۰۸. An objective analysis of support vector machine based classification for remote sensing. **Mathematical geosciences**. 40, ۴۰۹-۴۲۴.
(<http://dx.doi.org/۱۰.۱۰۰۷/s۱۱۰۰۴-۰۰۸-۹۱۵۶-۶>)
- Pedroni, L. ۲۰۰۳. Improved classification of Landsat Thematic Mapper data using modified prior probabilities in large and complex landscapes. **International Journal of Remote Sensing**. ۲۴, ۹۱-۱۱۳.
(<https://doi.org/۱۰.۱۰۸۰/۰۱۴۳۱۱۶.۳.۴۹۹۸>)
- Pohl, C., Van Genderen, J. ۲۰۱۶. Remote sensing image fusion: A practical guide. Crc Press.
(<https://doi.org/۱۰.۱۲۰۱/۹۷۸۱۳۱۵۳۷.۱.۱>)
- Ran, Y. H., Li, X., Lu, L., and Li, Z. Y. ۲۰۱۲. Large-scale land cover mapping with the integration of multi-source information based on the Dempster-Shafer theory. **International Journal of Geographical Information Science**, ۲۶(۱): ۱۶۹-۱۹۱.
(<https://doi.org/۱۰.۱۰۸۰/۱۳۶۵۸۸۱۶.۲۰۱۱.۵۷۷۷۴۵>)
- Rashidi, F., Oladi, J., Babaie Kafaki, S, ۲۰۰۸, 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(۱), ۲۲-۱۱. (In Farsi).
- Rasti, B., Ghamisi, P. ۲۰۲۰. Remote sensing image classification using subspace sensor fusion. **Information Fusion**, ۶۴, ۱۲۱-۱۳۰.
(<https://doi.org/۱۰.۱۰۱۶/j.inffus.۲۰۲۰.۰۷.۰۰۲>)
- Rowshanzamir, S. ۲۰۲۲. Investigation of effective factors and landslide susceptibility zonation using the Dempster-Shafer model (case study: Middle Mazlaghan Chai). **Watershed Management Research**, (In Farsi).
(doi: ۱۰.۲۲۰۹۲/wmrj.۲۰۲۳.۳۶.۶.۷.۱۵۰۲)
- Roy, S. K., Deria, A., Hong, D., Rasti, B., Plaza, A., Chanussot, J. ۲۰۲۳. Multimodal fusion transformer for remote sensing image classification. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, ۶۱: ۱-۲۰.
(<https://doi.org/۱۰.۱۱۰۹/TGRS.۲۰۲۳.۳۲۸۶۸۲۶>)
- Richa, Kaur, K., Singh, P. ۲۰۲۲. An effective algorithm of remote sensing image fusion based on discrete wavelet transform. In **Mobile Radio Communications and 5G Networks: Proceedings of Second MRCN ۲۰۲۱** (pp. ۳۱۳-۳۳۰). Singapore: Springer Nature Singapore.
(http://dx.doi.org/۱۰.۱۰۰۷/۹۷۸-۹۸۱-۱۶-۷۰۱۸-۳_۲۴)
- Saeidi, V., Pradhan, B., Idrees, M. O., Abd Latif, Z. ۲۰۱۴. Fusion of airborne LiDAR with multispectral SPOT image for enhancement of feature extraction using Dempster-Shafer theory. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. 52(۱۰): ۶۰۱۷-۶۰۲۵.
(<https://doi.org/۱۰.۱۱۰۹/TGRS.۲۰۱۳.۲۲۹۴۳۹۸>)
- Saghazadeh, N., Ghasemieh, H., Omidvar, E., and Maghsoudi, Y. ۲۰۲۳. Evaluating the Efficiency of Bivariate Models in Determining Subsidence Susceptibility of Kashan Plain Aquifer. **Journal of Geography and Environmental Hazard**. ۱۱(۴): ۶۹-۹۸. (In Farsi).
(doi: ۱۰.۲۲۰۶۷/geoh.۲۰۲۲.۷۵۰۵۰.۱۱۶۸).
- Shafer, G., **A Mathematical Theory of Evidence**, Princeton University Press, NJ, ۱۹۷۶.
- Shahhoseini, R., Azizi, K., Zarei, A., Moradi, F, ۲۰۲۲, Object-Oriented Classification of Urban Areas Using a Combination of Sentinel-۱ and Sentinel-۲ Images, **Iranian Journal of Remote Sensing & GIS**, 14(۳): ۱۰۵-۱۲۱. (In Farsi).
(<https://doi.org/۱۰.۵۲۵۴۷/gisj.۱۴.۳.۱۰۵>)
- Sun, Y., Zhi, X., Jiang, S., Fan, G., Yan, X., Zhang, W. ۲۰۲۴. Image fusion for the novelty rotating synthetic aperture system based on vision transformer. **Information Fusion**. 104, ۱۰۲۱۶۳.
(<https://doi.org/۱۰.۱۰۱۶/j.inffus.۲۰۲۳.۱۰۲۱۶۳>)
- Tupin, F., Inglada, J., Mercier, G. ۲۰۱۴. Image Processing Techniques for Remote Sensing. **Remote Sensing Imagery**, ۱۲۳-۱۵۴.
(<https://doi.org/۱۰.۱۰۰۲/۹۷۸۱۱۱۸۸۹۹۱.۶.ch۵>)

- Verde, N. M.-S. ۲۰۱۸. Assessment of radiometric resolution impact on remote sensing data classification accuracy. **Remote Sensing**. ۱۰(۸), ۱۲۶۷.
(<https://doi.org/10.3390/rs10081267>)
- Vogel, A., Seeger, K., Brill, D., Brückner, H., Soe, K. K., Oo, N. W., Kraas, F. ۲۰۲۲. Identifying Land-Use Related Potential Disaster Risk Drivers in the Ayeyarwady Delta (Myanmar) during the Last ۵۰ Years (۱۹۷۴–۲۰۲۱) Using a Hybrid Ensemble Learning Model. **Remote Sensing**. 14(۱۵): ۳۵۶۸.
(<https://doi.org/10.3390/rs14153568>)
- Vorovencii, I. ۲۰۲۳. 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. ۲۰۲۱. Adaptive feature weighted fusion nested U-Net with discrete wavelet transform for change detection of high-resolution remote sensing images. **Remote Sensing**. ۱۳(۲۴): ۴۹۷۱.
(<https://doi.org/10.3390/rs13244971>)
- Yang, F., Wei, H., and Feng, P. ۲۰۲۰. A hierarchical Dempster-Shafer evidence combination framework for urban area land cover classification. **Measurement**. ۱۵۱, ۱۰۵۹۱۶.
(<https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.09.058>)
- Yang, J., Cheng, G., Shen, M. ۲۰۲۱. Secure fusion of encrypted remote sensing images based on Brovey. **Science China Information Sciences**. 64(۲): ۱-۳.
(<https://doi.org/10.1007/s11432-018-9572-x>)
- Zhang Y. ۲۰۰۴. Understanding image fusion. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, ۷۰(۶): ۶۵۷-۶۶۱.
- Zhang, J. ۲۰۱۰. Multi-source remote sensing data fusion: status and trends. **International Journal of Image and Data Fusion**. ۱(۱): ۵-۲۴.
(<https://doi.org/10.1080/19479830.9.3061030>)
- Zhu, H., Basir, O., Karray, F. ۲۰۰۲. October, Data fusion for pattern classification via the Dempster-Shafer evidence theory. In **IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics** ۷:۲. IEEE.
(<https://doi.org/10.1109/ICSMC.2002.1170676>)
- Zhu, H., Ma, M., Ma, W., Jiao, L., Hong, S., Shen, J., Hou, B. ۲۰۲۱. A spatial-channel progressive fusion ResNet for remote sensing classification. **Information Fusion**. 70, ۷۲-۸۷.
(<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.12.008>)