

Fusion of spectral wavelet and spatial total-variation methods to reduce the noise of hyperspectral images

Majid Esmailzadeh¹, Seyed Teymoor Seydi² and Mohammadreza Saradjian Maralan^{3*}

1- School of surveying and geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

2- School of surveying and geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

3*- School of surveying and geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

¹M.esmaeilzade@ut.ac.ir, ²Seydi.teymoor@ut.ac.ir, and ^{3*} Sarajian@ut.ac.ir

Corresponding author address: Mohammadreza Saradjian Maralan, School of surveying and geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran, Post Code: 14399-57131

Abstract- Hyperspectral images as a source of information can be used for diverse applications in various fields, including target identification, classification, change detection and anomaly detection in urban and non-urban areas. Noise is an inevitable part of a signal which limits the use of hyperspectral images in some applications. Noise removal is one of the most important pre-processing stages in hyperspectral images. In order to remove the noise in hyperspectral images, the data needs to be preprocessed to reduce noise impact on the images. The process and analysis of hyperspectral images is rather complicated because of the high dimensionality of hyperspectral images compared to multispectral remote sensing images. Hyperspectral image cube consist of three dimensions which the first and second dimensions are related to the spatial domain and the third one is related to the spectral domain which includes more than hundred bands. Most of the methods operate in the spectral domain for noise reduction while in this proposed method, a novel algorithm for reducing noise in hyperspectral images is implemented. The proposed method uses two different algorithms which are applied in two different hyperspectral images in both spatial and spectral domains. These images are Hyperion satellite image and AVIRIS airborne image. In order to reduce noise in the spatial domain, Total Variation (TV) algorithm and in the spectral domain, Wavelet algorithm is used. After the implementation of these methods, the results are fused at the pixel level. For the evaluation of the proposed method, the results were compared with other methods, both qualitatively and quantitatively. Various indices are used to assess the quantitative results which demonstrate the high accuracy of this method. The CEI index for Hyperion image is 1.421 and for AVIRIS image is 0.0022. Another index is PSNR which the value for Hyperion image is 33.519 and for AVIRIS image is 22.371.

Keywords- Noise reduction, Hyperspectral images, Wavelet, Total Variation, Hyperion, AVIRIS.

ادغام روش های طیفی موجک و مکانی نوسانات کلی به منظور کاهش نویز در تصاویر ابرطیفی

مجید اسماعیل زاده^۱، سید تیمور سیدی^۲، محمدرضا سراجیان مارالان^{۳*}

۱- دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

۲- دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

۳* - دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

¹m.esmaeilzade@ut.ac.ir, ²seydi.teymoor@ut.ac.ir, and ^{3*}sarajian@ut.ac.ir

* نشانی نویسنده مسئول: محمدرضا سراجیان، تهران، خیابان کارگر شمالی، دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، کد پستی: ۱۴۳۹۹۵۷۱۳۱

چکیده- تصاویر ابرطیفی به عنوان یک منبع مفید اطلاعاتی، کاربردهای مختلفی را در حوزه های مختلف از جمله شناسایی اهداف، طبقه بندی، آشکارسازی تغییرات، شناسایی آناملولی در محیط های شهری و غیرشهری ارائه می کنند. نویز به عنوان یک بخش اجتناب ناپذیر از یک سیگنال است که باعث محدودیت استفاده از این تصاویر در برخی از کاربردها می شود. حذف اثر نویز در تصاویر ابرطیفی یکی از مهم ترین مراحل پیش پردازشی این تصاویر است. بدین منظور، جهت حذف نویز تصاویر ابرطیفی، داده ها نیاز به پیش پردازش دارند تا از تأثیر آن در تصاویر ابرطیفی کاسته شود. ابعاد بالای این تصاویر در مقایسه با تصاویر چندطیفی سنجش از دوری، امکان پردازش و تحلیل این داده را پیچیده تر می کند. مکعب تصاویر ابرطیفی دارای سه بعد می باشند که بعد اول و دوم آن مربوط به حیطه مکانی و بعد سوم آن مربوط به حیطه طیفی که شامل چند صد باند است. اغلب روش های حذف نویز در حیطه طیفی عمل می کنند در حالی که در این مقاله روشی نوین به منظور کاهش نویز تصاویر ابرطیفی ارائه شده است. این روش در دو حیطه مکانی و طیفی، از دو الگوریتم مجزا بر روی دو تصویر متفاوت ابرطیفی استفاده می کند. این تصاویر شامل تصویر ماهواره ای سنجنده هایپریون و تصویر سنجنده هوابرد اویریس است. به منظور کاهش نویز در حیطه مکانی از الگوریتم نوسانات کلی و در حیطه طیفی از الگوریتم موجک استفاده می شود. پس از پیاده سازی این روش ها، نتایج در سطح پیکسل به صورت وزن دار ادغام شدند. جهت ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، نتایج به دو صورت کمی و کیفی با سایر الگوریتم ها مقایسه شد. به منظور ارزیابی نتایج کمی از شاخص های متفاوتی استفاده شد که نتایج به دست آمده، دقت بالای روش پیشنهادی را نسبت به سایر روش ها نشان می دهد به طوری که عدد شاخص CEI برای داده سنجنده هایپریون ۱/۴۲۱ و برای داده اویریس ۰/۰۰۲۲ است، علاوه بر آن شاخص PSNR برای داده هایپریون ۳۳/۵۱۹ و برای داده اویریس ۲۲/۳۷۱ است.

واژه های کلیدی: کاهش نویز، ادغام، تصاویر سنجش از دوری ابرطیفی، تبدیل موجک، مدل نوسانات کلی، هایپریون، اویریس

۱- مقدمه

ماهواره های بخشی مهمی از خدمات ماهواره ها محسوب می شوند. تصاویر ماهواره ها می توانند اطلاعاتی در چند بعد، چند مقیاس و چند طیف تهیه کنند. تصاویر ماهواره ای یکی از ابزارهای قدرتمند و مهم به عنوان چشم انسان در آسمان هستند. با استفاده از تصاویر و فناوری سنجش از دور، می توان با هزینه و زمان کمتر،

نقش و اهمیت ماهواره ها و تصاویر آن ها به گونه ای است که نقش مهمی را در زندگی بشر ایفا می کنند. هیچ گاه حیات بشری به اندازه امروز به گردش این سازه های مصنوعی وابسته نبوده است. تصاویر

طیف وسیعی از پروژه‌ها را در سطوح مختلف به نتیجه رساند. علاوه بر این، قابلیت تکرار تصویربرداری ماهواره‌ای از یک محل به فاصله زمانی چند ساعت تا چند روز در طول ماه یا سال، امکان مطالعات تغییرات و پایش پدیده‌های زمینی را فراهم ساخته است. و همچنین نمایانگر خوبی از آنچه در هر نقطه‌ای از جهان اتفاق می‌افتد، هستند.

تصاویر سنجنش از دور، شامل تصاویر چندطیفی، ابرطیفی، مادون قرمز حرارتی، پانکروماتیک و رادار یکی از قوی‌ترین ابزارهای موجود برای کاربردهای متنوع می‌باشند که به صورت مختصر توضیحی در مورد انواع تصاویر سنجنش از دوری ارائه می‌شود.

تصاویر چندطیفی: سنجنده‌های چندطیفی در طول موج‌های با عرض نسبتاً بالا، اقدام به ثبت انرژی و تصویربرداری می‌پردازند. این داده‌ها هم می‌توانند با دوربین‌های هوایی و یا با سنجنده‌های ماهواره‌ای به دست آیند. داده‌های چندطیفی طول موج‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک، کوتاه و حرارتی را پوشش می‌دهند [۱].

تصاویر ابرطیفی: سنجنده‌های ابرطیفی (یا فراطیفی) باندهای نسبتاً باریکی دارند (قدرت تفکیک طیفی بالا) و معمولاً هوابرد هستند. داده‌های ابرطیفی معمولاً طول موج‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک و کوتاه را پوشش می‌دهند [۲].

تصاویر مادون قرمز حرارتی: این تصاویر معمولاً با سنجنده‌های چند طیفی برداشت می‌شوند و در محدوده طول موج ۸ تا ۱۴ میکرومتر می‌باشند. در این محدوده از طول موج، سنجنده به ثبت خصوصیات حرارتی و گسیلمندی مواد می‌پردازد. یکی از مهم‌ترین کاربردهای تصاویر مادون قرمز حرارتی، تهیه دمای سطح زمین و سطح دریا است [۳].

تصاویر پانکروماتیک: این تصاویر یک باند با پهنای بالا دارند که معمولاً طول موج‌های مرئی و مادون قرمز نزدیک را شامل می‌شود. این داده‌ها شبیه عکس سیاه‌وسفید می‌باشند. قدرت تفکیک مکانی این تصاویر از متوسط تا بسیار زیاد است. باند پانکروماتیک قدرت تفکیک بالاتری از باندهای چند طیفی دارد، زیرا پهنای باند بیشتر است و با افزایش قدرت تفکیک، نسبت سیگنال به نویز کاهش نمی‌یابد [۳].

تصاویر راداری: تصاویر رادار معمولاً یکی از چند طول موج در محدوده ماکروویو را پوشش می‌دهند. تصاویر رادار فعال محسوب می‌شوند یعنی از انرژی خورشید استفاده نمی‌کنند و خودشان منبع انرژی مستقلی دارند. به همین دلیل در روز و شب و در هوای ابری و بارانی نیز قابلیت تصویربرداری دارند [۱].

با توجه به پیشرفت فناوری، اخذ تصاویر در چندین باند طیفی امکان‌پذیر شده است و تصویربرداری ابرطیفی، فرآیند اخذ تصاویر

بر روی باندهای متعددی از طیف الکترومغناطیس است. سنجنده‌های ابرطیفی در یک محدوده باریک از طول موج و پیوسته تصویربرداری می‌کنند. افزایش تعداد باندهای طیفی، تشخیص و تمایز بیشتر میان اشیاء، عوارض، گیاهان و غیره را فراهم می‌کند. تصاویر سنجنش از دور ابرطیفی، داده‌های سه‌بعدی هستند که توسط یک سنجنده هوابرد یا فضابرد تصویربرداری می‌شوند. اطلاعات در هر باند طیفی دارای دو بعد مکانی بوده و بعد سوم داده‌های ابرطیفی بیانگر اطلاعات طیفی است. امروزه با توجه به قابلیت بالای تصاویر ابرطیفی، این تصاویر جایگاه خاصی در حوزه مطالعات علوم زمین پیدا کرده‌اند [۴]. به دلیل قدرت تفکیک متوسط مکانی و زمانی داده‌های ابرطیفی، این تصاویر در زمینه‌های کاربردی مختلفی از جمله تشخیص و شناسایی مواد معدنی، گیاهان و سازه‌های ساخت بشر، نظارت بر اتمسفر و آب‌های ساحلی و ... استفاده می‌شوند [۵].

تصاویر ابرطیفی دارای خطاهایی می‌باشند که به سه دسته تقسیم‌بندی می‌شوند: خطاهای جوی، دستگاهی و هندسی. خطاهای جوی از طریق مدل‌های جهانی و محلی موجود به صورت تجربی برطرف می‌شوند. دقیق‌ترین روش‌ها برای حذف خطاهای جوی، روش‌های مطلق فیزیک مبنای تصحیح جوی هستند. در این روش‌ها، برآورد صحیح تعامل تابش با اتمسفر، به‌طور معمول با استفاده از کدهای تابش انتقال RTC^1 به دست می‌آید. این کدها، معادله انتقال تابش را برای یک مجموعه پارامتر ورودی مشخص، به صورت عددی حل می‌کند [۶]. این پارامترها شرایط فیزیکی و تنظیمات محاسباتی را تعریف می‌کنند. روش‌های فیزیک مبنای این اطلاعات جوی هم‌زمان با تصویربرداری نیاز دارند. تهیه این اطلاعات مشکل و پرهزینه است، همچنین به‌طور معمول این اطلاعات برای تصاویر آرشیو وجود ندارد. الگوریتم‌های دیگری نیز وجود دارند که از مدل‌های استاندارد جوی استفاده می‌کنند. این مدل‌های استاندارد برای شرایط آب و هوایی خاصی تهیه شده‌اند و جوابگوی هر شرایط آب و هوایی نیستند. روش خط تجربی یکی دیگر از روش‌های تصحیح جوی تصاویر ماهواره‌ای است که جایگزین مناسبی برای روش‌های انتقال تابش است. در این روش از اطلاعات مربوط بازتابش تصاویر و داده‌های مربوط به دستگاه‌های کالیبراسیون استفاده می‌شود [۶]. خطاهای هندسی از طریق ایجاد نقاط کنترل یا توجیه تصویر نسبت به یک تصویر دیگر برطرف می‌شوند. اما خطاهای دستگاهی باعث ایجاد نویز می‌شوند و به همین دلیل وجود نویز در هنگام اخذ تصاویر ابرطیفی غیرقابل اجتناب است. وجود این نویز علاوه بر تأثیر چشمی روی تصویر، باعث ایجاد تأثیر منفی و کاهش دقت بر

همین ترتیب جایگزین می‌شوند تا خصوصیات تصویر اصلی را از انحراف مصون نگه‌دارند. مشکل اصلی این روش این است که در باندهایی از تصاویر با همبستگی بالا، عملکرد خوبی ندارند [۷].

یکی دیگر از روش‌ها، بازسازی تصویر توسط روش بازیابی ماتریس رتبه پایین^۸ LRMR برای نویز زدایی تصاویر ابرطیفی است. سپس از الگوریتم تجزیه Go برای حل مسئله استفاده شده است [۱۰ و ۱۱]. مهم‌ترین مزیت الگوریتم بازسازی LRMR، در نظر گرفتن نویزهای گاوسی و ضربه^۹ خطوط مرده^{۱۰} و خطوط نوارشدگی است [۱۰]. در مطالعه‌ای دیگر [۹] بر روی روش‌های کاهش نویزهای ترکیبی کار شده است. در روش ارائه شده در مقاله مذکور نیز فرآیندی به منظور نویز زدایی تصاویر ابرطیفی بر پایه الگوریتم^{۱۱} K-SVD ارائه شده است و بر روی حذف نویزهای ترکیبی نظیر ترکیب گوسین-گوسین، نویز ضربه و نویز ترکیبی گوسین-ضربه تأکید شده است. در هر دو روش پارامترهای زیادی باید تعیین و انتخاب شوند و چنانچه ابعاد تصویر بزرگ باشد، مدت‌زمان اجرای الگوریتم نسبت به سایر روش‌ها بسیار بیشتر است.

بسیاری از روش‌های ارائه شده جهت حذف نویز، از تبدیل موجک برای این منظور استفاده می‌کنند. مقاله [۱۲] از روش حذف نویز مبتنی بر موجک بیزی^{۱۱} برای تصاویر چند جزئی استفاده کرده است. برای به دست آوردن ضرایب حاشیه‌ای موجک از مدل ترکیبی-مقیاسی گوسین^{۱۲} (GSM) استفاده شده است. در مقاله [۱۳] یک روش نویز زدایی جدید برای تصاویر ابرطیفی با استفاده از^{۱۴} FORP ارائه شده است. FORP در حوزه موجک به منظور تحلیل‌های چند تفکیکی موجک اعمال شد. نویسندگان مقاله [۱۴] روشی را بر پایه موجک به منظور حذف نویز داده‌های تصویری ابرطیفی گسترش دادند و سپس با روش‌های معمول نویز زدایی مانند روش^{۱۵} SG، روش^{۱۶} MA و روش^{۱۷} MF مقایسه نمودند. این مطالعه نشان داد که روش بر مبنای موجک بهترین عملکرد را دارد (WT>MA>MF>SG). مشکل اصلی این روش در این است که فقط از اطلاعات طیفی استفاده می‌کنند و در زمانی که تصویر مورد نظر دارای عوارض همگن است، مقداری از اطلاعات تصویر را به عنوان نویز حذف می‌کند.

در ادامه [۱۵] به بررسی و ارائه سه روش جدید برای نویز زدایی تصاویر ابرطیفی و نشان دادن عملکرد هر یک از این روش‌ها بر روی نویز تصاویر می‌پردازد. روش اول فیلتر چندجانبه وینر^{۱۸} (MWF) است که توسعه‌ای از روش فیلتر وینر بوده و بر اساس تجزیه^{۱۹} TUCKER3 است اما بازم در لبه‌ها عملکرد مناسبی ندارد. روش دوم فیلتر PARAPAC بوده و روش سوم تلفیق بسته

تحلیل تصاویر ابرطیفی می‌شود. بنابراین لازم است که کاهش یا حذف نویز در تصاویر ابرطیفی به عنوان یکی از مهم‌ترین پیش-پردازش‌ها صورت گیرد و اثر نویز حذف یا کاسته شود [۷].

در دهه‌های گذشته، مسئله نویز زدایی تصاویر ابرطیفی توسط محققین مختلفی مورد مطالعه قرار گرفته است. روش‌های دست‌یافته برای حل این مشکل را می‌توان به چهار دسته تقسیم-بندی نمود. معمول‌ترین روش نویز زدایی توسط تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۲ (PCA) است که تعدادی از اولین مؤلفه‌های اصلی را که شامل بیشترین اطلاعات مؤلفه‌های اصلی است را حفظ می‌کند و بقیه مؤلفه‌های اصلی را به عنوان نویز نادیده می‌گیرد [۸]. گروه دوم، الگوریتم‌های بر مبنای موجک^۲ است و گروه دیگر، بر پایه روش‌های تجزیه تانسوری هستند. گروه آخر نیز الگوریتم‌هایی هستند که بر مبنای معادلات دیفرانسیل با مشتقات جزئی^۴ (PDE) پایه‌گذاری شده‌اند [۴]. روش‌های متداول کاهش نویز در تصاویر ابرطیفی در گروه اول (تحلیل مؤلفه اصلی و کمترین کسر نویز^۵) مبتنی بر یک تبدیل خطی هستند که داده‌ها را از فضای ورودی به فضای ویژگی منتقل می‌کنند، سپس مؤلفه‌های با بیشترین واریانس اطلاعات را استخراج و مؤلفه‌های با انرژی کمتر را حذف می‌کنند و سیگنال را دوباره بازسازی می‌نمایند. اما مشکلی که این روش‌ها دارند این است که اگرچه چند مؤلفه اول شامل بیشترین اطلاعات است اما تضمینی بر حذف کامل نویز وجود ندارد و ممکن است هنوز مقداری نویز باقی‌مانده باشد [۹]. مشکل دوم این است که در مؤلفه‌های با انرژی کمتر، مقداری اطلاعات مفید وجود دارد که حذف می‌شوند و باعث کاهش دقت می‌گردند و چون در سیگنال بازسازی شده از یک تبدیل استفاده شده است، دیگر ویژگی‌های سیگنال اصلی را ندارد و مقادیر پیکسلی هر باند^۶ (DN) دیگر مقادیر اصلی اولیه نیست [۹].

یکی از روش‌های نوین کاهش نویز، کاهش اثر نویز بر اساس تبدیل کرولت^۷ است. الگوریتم کرولت، یک چارچوب جدید در زمینه تحلیل چند تفکیکی است و به طور گسترده‌ای در مسائل مختلف پردازش تصویری کاربرد دارد [۵]. تبدیل کرولت توانایی تغییر پخش سیگنال و نویز و نمایش بیشتر انرژی سیگنال در تعداد ضرایب محدود را دارد، بعلاوه این تبدیل در حفظ و نمایش لبه‌ها توانمند است [۵]. در نتیجه کاهش نویز بر اساس تبدیل کرولت هدف اصلی نویسندگان این مقاله بوده است. در این روش، تمامی باندهای دارای نویز و بدون نویز به صورت باند به باند و توسط کرولت، تبدیل می‌شوند. ضرایب با فرکانس بالا در باندهای دارای نویز توسط درون‌یابی خطی ضرایب فرکانس‌های بالا در باندهای بدون نویز جایگزین می‌شوند و ضرایب با فرکانس‌های پایین نیز به

۲- منطقه مطالعاتی و داده‌های مورد استفاده

در این مقاله به منظور پیاده‌سازی و ارزیابی روش ارائه‌شده، از دو تصویر ابرطیفی استفاده شده است. این تصاویر مربوط به دو سنجنده Hyperion و AVIRIS هستند.

۲-۱- داده اول

ابتدا روش پیشنهادی را بر روی داده‌ای از سنجنده Hyperion پیاده‌سازی نمودیم. این سنجنده بر روی ماهواره Environment Observation-1 (EO-1) نصب شده است. منطقه مورد مطالعه مربوط به استان خوزستان است که دارای زمین‌های کشاورزی است. در تصویر مورد نظر، در تعدادی از باندها به علت جذب آب هیچ داده‌ای وجود ندارد بنابراین باندهای مذکور حذف شده و بقیه باندهای طیفی وارد فرآیند می‌شوند. همچنین ابعاد تصویر اول مورد استفاده در این تحقیق دارای 210×120 پیکسل است. از داده ورودی که شامل ۲۴۲ باند طیفی است، ۴۶ باند آن به علت خطوط جذب آب و نداشتن هیچ‌گونه مقدار داده‌ای، حذف شده و در نهایت ۱۹۸ باند آن بکار گرفته شد. اطلاعات عمومی مربوط به این تصویر در جدول ۱ بیان شده است [۲۰].

۲-۲- داده دوم

داده دوم مورد استفاده مربوط به سنجنده هوابرد AVIRIS است. این تصویر نشان‌دهنده منطقه‌ای کشاورزی-جنگلی از شمال شرقی ایالت ایندیانا در کشور آمریکا است. این تصویر دارای ۲۲۴ باند است که ۳۹ باند آن به علت باند جذبی آب و نداشتن هیچ‌گونه مقدار داده‌ای حذف شده و در نهایت از ۱۸۵ باند باقیمانده استفاده شد. ابعاد تصویر دوم مورد استفاده نیز دارای 145×145 پیکسل است. اطلاعات عمومی مربوط به این تصویر نیز همانند تصویر اول در جدول ۱ بیان شده است. شکل ۱ نیز این تصاویر را نشان می‌دهند [۲۱].

جدول ۱: اطلاعات عمومی تصاویر مورد استفاده

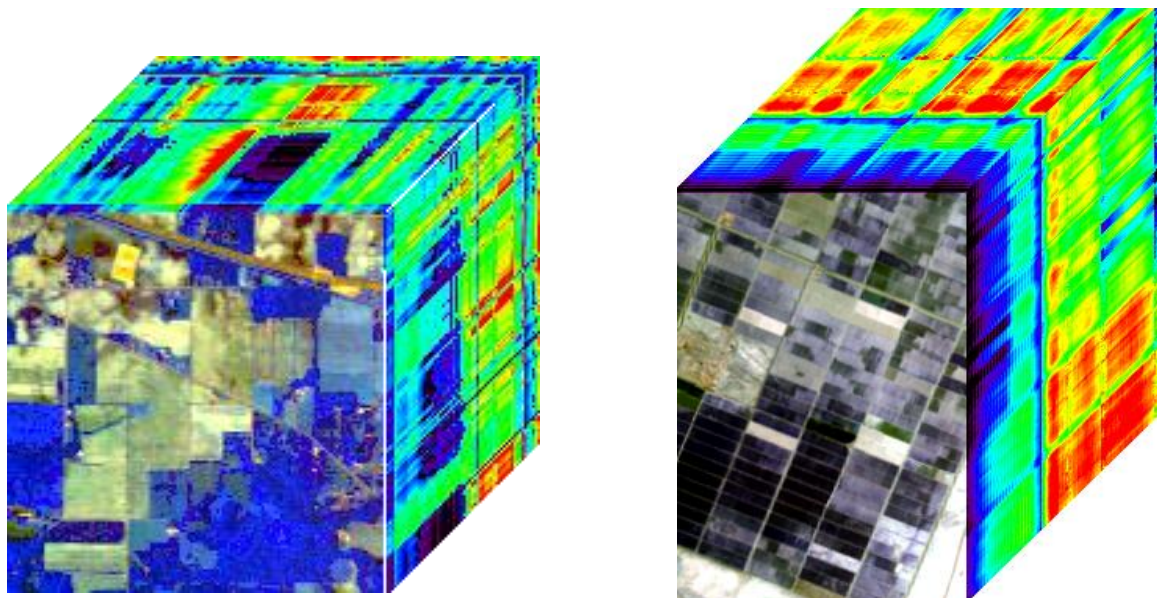
مشخصات تصویر	Hyperion	AVIRIS
گستره طیفی	۰/۴ الی ۲/۵ میکرومتر	۰/۴ الی ۲/۵ میکرومتر
قدرت تفکیک مکانی	۳۰ متر	۲۰ متر
پهنای تصویر	۷/۵ کیلومتر	۱۲ کیلومتر
قدرت تفکیکی طیفی	۱۰ نانومتر	۱۰ نانومتر
نوع سکو	فضا برد	هوابرد
تاریخ اخذ تصویر	۲۰۰۶	۱۹۹۲

موجک چندبعدی (MWPT^{۲۲}) و MWF است که بهترین عملکرد را در کاهش نویز میان روش‌های بیان شده داشته است.

یکی از روش‌های نوین، روش نویز زدایی غیر نظارت شده برای تصاویر ابرطیفی بر اساس روش نمونه برداری مونت کارلو (MCS^{۲۱}) است. در این روش از هر دو اطلاعات طیفی و مکانی برای نویز زدایی تصاویر ابرطیفی استفاده شده است. در این روش پیشنهادی از MCS برای تعیین توزیع پسینی^{۲۳} به منظور حل مسئله بهینه-سازی حداقل مربعات بی‌زی استفاده شده است [۱۶]. مقاله [۱۷] یک چارچوب دو مرحله‌ای را برای حذف نویز ارائه می‌دهد که در ابتدا تأکید نویز زدایی در حیطه طیفی بوده و سپس از اطلاعات مکانی برای بهبود عملیات نویز زدایی در حیطه طیفی استفاده می‌کند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که با اعمال نفوذ حیطه طیفی برای نویز زدایی، عملکرد بهتری را نسبت به روش‌های رایج خواهد داشت اما تعیین پارامتر وزن اطلاعات در حیطه‌ها طیفی و مکانی یکی از مسائل چالش برانگیز در این روش است. یکی دیگر از مدل‌های ارائه شده، مدل CVT^{۲۳} است که از ترکیب مدل دوبعدی TV برای حوزه مکانی با مدل یک‌بعدی TV برای حوزه طیفی استفاده می‌کند. سپس از مدل CTV برای نویز زدایی تصاویر ابرطیفی استفاده کرده است. تعیین چندین پارامتر تبادل در این روش از معایب آن است [۱۸ و ۱۹].

الگوریتم پیشنهادی در این مقاله پیشنهاد سعی در رفع مشکلات ناشی از روش‌های کلاسیک کاهش نویز از جمله حفظ سیگنال اصلی (درجه خاکستری اصلی)، حفظ لبه عوارض و بازسازی سیگنال بدون از دست دادن جزئیات داده را دارد. بدین منظور روش کاهش نویز ارائه شده مبتنی بر حیطه طیفی-مکانی است. این روش در ابتدا به کمک الگوریتم Total Variation (TV) در حیطه مکانی، کاهش نویز انجام می‌شود و سپس در حیطه طیفی، از تبدیل موجک استفاده می‌شود. مهم‌ترین نقاط قوت این روش حفظ بافت و ساختار تصویر، ویژگی‌های لبه، استفاده از تمامی باندهای تصویر و سرعت و عملکرد بالای آن است.

در ادامه این مقاله در بخش ۲ معرفی داده‌های مورد استفاده، در بخش ۳ جزئیات روش پیشنهادی، در بخش ۴ پیاده‌سازی و ارزیابی روش ارائه شده روی داده‌های مورد استفاده و در بخش ۵ بحث و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.



ب

الف

شکل ۱: الف) نمایش ترکیب رنگی کاذب از مکعب داده Hyperion مربوط به منطقه خوزستان - ب) نمایش ترکیب رنگی کاذب از مکعب داده AVIRIS مربوط به ایالت ایندیانا پاینز

۳-۱- مدل نوسانات کلی (Total Variation)

مدل نوسانات کلی یکی از روش‌های حذف نویز است که به منظور حذف لبه برای اولین بار توسط رودین و همکاران [۲۲] در سال ۱۹۹۲ توسعه داده شد. این روش نه تنها در جهت کاهش نویز بلکه در بازسازی سیگنال‌ها، درون‌یابی، دیکانولوشن^{۳۴} و فشرده‌سازی به‌طور وسیعی به کار گرفته می‌شود. برخلاف فیلترهای پایین‌گذر، مدل نوسانات کلی (TV^{۳۵}) بر اساس پارامترهای بهینه‌سازی تعریف می‌شود. خروجی مدل کاهش نویز TV فیلتری است که با حداقل رساندن تابع هزینه خاص به دست می‌آید. به منظور کاهش نویز، هر الگوریتمی که قابلیت حل مسائل بهینه‌سازی را دارد می‌تواند بکار گرفته شود.

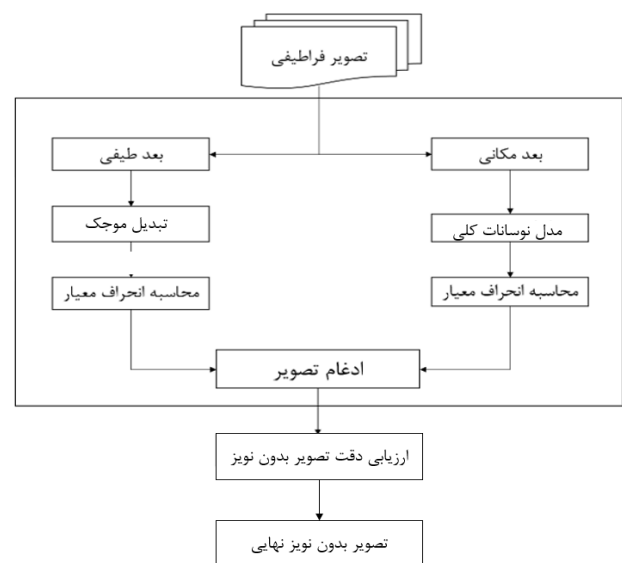
مدل کاهش نویز TV بر این اساس است که هر داده دارای نویز y به فرم زیر تشکیل می‌شود:

$$y = x + w \quad (1)$$

در این رابطه x بیانگر سیگنال ایده آل که بدون نویز بوده و w نیز بیانگر نویز سیگنال است. مدل TV برای سیگنال x با حل مسئله بهینه‌سازی بر اساس تئوری Maximum a Posteriori به دست می‌آید. در سال‌های اخیر، تئوری تخمین Maximum a Posteriori (MAP) مورد توجه قرار گرفته است. مدل کاهش نویز

۳- روش پیشنهادی

مطابق روش پیشنهادی در شکل ۲ از دو الگوریتم مجزا به منظور کاهش نویز در دو حیطه مکانی و طیفی استفاده می‌شود. در حیطه مکانی از مدل نوسانات کلی و در حیطه طیفی از تبدیل موجم استفاده شد. سپس نتایج هر کدام از این الگوریتم‌ها با هم ادغام می‌شود و با استفاده از چندین شاخص دقت روش مورد نظر بررسی می‌شود. جزئیات هر کدام از این الگوریتم‌ها در قسمت‌های بعدی توضیح داده خواهد شد.



شکل ۲: فلوجارت روش پیشنهادی

در این رابطه، HTV بیانگر مدل استاندارد TV در تصاویر ابرطیفی بوده و ∇_x و ∇_y به ترتیب عملگرهای تفاضل مرتبه اول افقی و عمودی هستند و M و N تعداد پیکسل‌های با درجه خاکستری v در سطر و ستون است و v_m پیکسل با درجه خاکستری m ام است.

۳-۲- تبدیل موجک

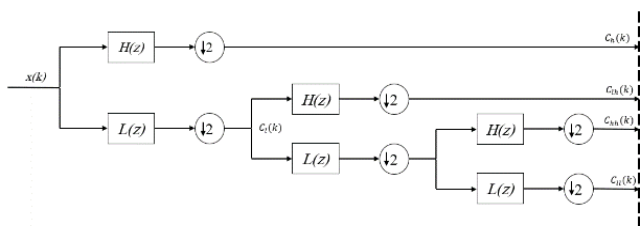
یکی از روش‌های پایه در تحلیل سیگنال، تبدیل موجک نام دارد که در آن سعی می‌شود سیگنال ورودی در سطوح مختلفی نمایش داده شود. هر یک از این سطوح شامل اطلاعات کلی تا جزئی از داده موردنظر هستند. این مفهوم به منظور بهبود و رفع کاستی‌های تبدیل فوریه کلاسیک تعریف و ارائه شد. از فواید تبدیل موجک آن است که این تبدیل، تفکیک زمانی بالا را برای فرکانس‌های بالا و تفکیک زمانی پایین را برای فرکانس‌های پایین ایجاد می‌کند [۲۳]. از دیگر فواید تبدیل موجک، آنالیز محلی آن است که امکان آنالیز چند تفکیکی را فراهم می‌کند. تبدیل موجک پیوسته مطابق رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$X_{WT}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi \left(\frac{t-\tau}{s} \right) dt \quad (۷)$$

سیگنال تبدیل یافته $X_{WT}(\tau, s)$ تابعی از پارامتر انتقال τ و پارامتر مقیاس s است. موجک مادر ψ با ψ تعریف می‌شود و * بیانگر عملگر ترکیب است. المان‌های $X_{WT}(\tau, s)$ ضرایب موجک نامیده می‌شوند. تبدیل موجک پیوسته تبدیل معکوس نیز دارد که به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

$$X_{WT}(\tau, s) = \frac{1}{C_\psi^2} \iint_{-\infty}^{+\infty} X_{WT}(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi \left(\frac{t-\tau}{s} \right) d\tau ds \quad (۸)$$

مقیاس بزرگ، منطبق بر فرکانس پایین است که اطلاعات کلی از سیگنال ایجاد می‌کند. مقیاس‌های کوچک منطبق بر فرکانس‌های بالا هستند که اطلاعات جزئی از سیگنال را فراهم می‌کنند. شکل ۳، روند تجزیه یک سیگنال را به وسیله تبدیل موجک نمایش می‌دهد.



شکل ۳: روند تجزیه سیگنال توسط موجک

تصاویر ابرطیفی نیز بر اساس تئوری MAP است و طبق معادله ۲ بیان می‌شود:

$$\arg \min_x F(x) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N-1} |y_i(n) - x_{i-1}(n)|^2 \quad (۲)$$

$$+ \lambda \sum_{n=1}^{N-1} |x_i(n) - x_{i-1}(n)|$$

در این رابطه i نشان‌دهنده مرتبه، N تعداد باندها و $y_i(n)$ نشان‌دهنده سیگنال خام دارای نویز است و جمله اول، تفاوت بین سیگنال دارای نویز و سیگنال عاری از نویز را نشان می‌دهد. جمله دوم، قسمتی است در ارتباط با تنظیم (regularization) داده‌ها که یک مدل اولیه از سیگنال عاری از نویز را می‌دهد و نقش مهمی در فرآیند حذف نویز ایفا می‌کند. λ پارامتر تنظیم است که توزیع نسبی بین صحت داده و آیتم مرتب‌سازی را کنترل می‌کند که بیانگر درجه نرمی است. افزایش مقادیر پارامتر مرتب‌سازی، باعث افزایش وزن جمله دوم می‌شود که باعث می‌شود نوسانات سیگنال $x_i(n)$ اندازه‌گیری شود.

فرض کنید که X یک بردار N بعدی از یک تصویر باشد که بیانگر تعداد باندها بوده ($N = 0, 1, \dots, n-1$) که به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$X = [x(0), x(1), \dots, x(n-1)] \quad (۳)$$

ماتریس D به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & \ddots & \ddots & 1 \\ -1 & \ddots & \ddots & \ddots & 1 \\ -1 & \ddots & \ddots & -1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (۴)$$

دیفرانسیل مرتبه اول بردار X در N بعد به صورت D_x نمایش داده می‌شود که در آن D دارای ابعاد $(N-1) \times (N)$ است. مدل TV برای سیگنال N بعدی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$TV(x) = \|D_x\| = \sum_{j=1}^{N-1} |x(j) - x(j-1)| \quad (۵)$$

مدل استاندارد کلی TV در حالت دوبعدی برای هر پیکسل تصویر که دارای درجه خاکستری v است، طبق معادله ۶ تعریف می‌شود:

$$HTV(v) = \sum_{m=1}^{MN} \sqrt{(\nabla_x v_m)^2 + (\nabla_y v_m)^2} \quad (۶)$$

$$S(\eta) = idwt(\hat{Y}(f)) \quad (13)$$

در معادله ۱۳، $idwt$ عملگر معکوس تبدیل موجک و $S(\eta)$ سیگنال بازسازی شده نهایی است.

۳-۳- مدل حذف نویز برای تصاویر ابرطیفی

مدل کاهش نویز تصاویر ابرطیفی بر اساس تئوری MAP است و طبق معادله ۱۴ نمایش داده می‌شود:

$$\hat{u} = \arg \min \|g - u\|_2^2 + \lambda R(u) \quad (14)$$

در این رابطه، g نشان‌دهنده سیگنال خام مشاهده شده است و عبارت $\|g - u\|_2^2$ تفاوت بین سیگنال دارای نویز و سیگنال عاری از نویز را نشان می‌دهد. $R(u)$ جمله تنظیم است که یک مدل اولیه از سیگنال عاری از نویز ارائه می‌کند و نقش مهمی را در فرآیند حذف نویز ایفا می‌کند. λ پارامتری است که توزیع نسبی بین صحت داده و جمله مرتب‌سازی را کنترل می‌کند.

۴-۴- ادغام تصاویر بدون نویز در سطح پیکسل

با توجه به متفاوت بودن محتویات دو داده حذف نویز شده؛ در هر کدام از این حیطه‌ها، برای بهبود و افزایش محتویات تصویر خروجی، نیاز به ادغام دو تصویر به صورت وزن دار است. راه‌حل‌های مختلفی برای این منظور پیشنهاد شده است. در این تحقیق جهت کمینه نمودن حجم محاسبات، از روشی با حجم محاسباتی کمتر استفاده شد. بدین منظور ابتدا واریانس هر کدام از باندهای طیفی عاری از نویز در هر دو حیطه محاسبه می‌شود و مطابق با رابطه زیر دو تصویر در سطح پیکسل ادغام می‌شود [۲۶].

$$S = \left(\frac{x_{spectral} \alpha^2 + x_{spatial} \beta^2}{\alpha^2 + \beta^2} \right) \quad (15)$$

در این رابطه S مقدار سیگنال ادغام شده برای یک پیکسل در یک باند از تصویر ابرطیفی است و α واریانس تصویر خروجی موجک و β نیز واریانس تصویر حذف نویز شده مدل TV است که هر دو برای باندهای متناظر پیکسل در تصویر ابرطیفی است. مقادیر $x_{spectral}$ و $x_{spatial}$ پیکسل تصویر خروجی از هر کدام از مدل‌ها برای یک باند طیفی است.

به منظور بررسی عملکرد روش ارائه شده و مقایسه آن با سایر روش‌های مرسوم، از روش‌های تبدیل موجک و نوسانات کلی

حذف نویز به وسیله موجک برای انواع سیگنال‌ها استفاده می‌شود. روند انجام این فرآیند بر اساس انتخاب یک حد آستانه و صفر کردن ضرایب زیر این حد آستانه به صورت زیر است که در سه مرحله بر روی حوزه طیفی انجام می‌گیرد:

مرحله اول: به کارگیری تبدیل موجک (هار^{۲۷}، دابشیز^{۲۸} و غیره) در مرتبه‌های بالاتر به منظور تجزیه سیگنال [۲۴] طبق معادله ۹

$$S(d) = X(f) + X(e) \quad (9)$$

که در آن $X(f)$ سیگنال عاری از نویز و $X(e)$ نویز سیگنال و $S(d)$ سیگنال خام است. عملگر تبدیل موجک طبق معادله ۱۰ به صورت زیر اعمال می‌شود. T نیز سیگنال بعد از اعمال تبدیل موجک است.

$$T = dwt(S(d)) \quad (10)$$

مرحله دوم: انتخاب یک حد آستانه معین که روش‌های مختلفی برای این منظور وجود دارد. کلیه ضرایب سیگنال دارای فرکانس بالاتر انتخاب می‌شود و مقادیر بالاتر از حد آستانه عبور داده می‌شوند. مقدار حد آستانه با استفاده از روش $igrsure$ انتخاب شده است که جهت اطلاع از جزئیات این روش می‌توان به مرجع ذکر شده مراجعه کرد [۲۵]. این مقدار حد آستانه، یک ارزیاب از نوع نرم است. فرض کنیم که $W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]$ برداری شامل مربع ضرایب موجک به ترتیب از کوچک به بزرگ باشد. کمترین مقدار r_b که از رابطه ۱۱ به دست می‌آید، انتخاب می‌شود. حد آستانه انتخاب شده مقدار عددی $\lambda = \sigma \sqrt{\omega_b}$ است که ω_b برابر با b امین مربع ضریب موجک به دست آمده از بردار W و σ انحراف معیار سیگنال دارای نویز و N نیز تعداد ضرایب موجک است.

$$\{r_i\}_{i=1,2,\dots,N} = \frac{[N - 2i + (N - i)\omega_i + \sum_{k=1}^N \omega_k]}{N} \quad (11)$$

که در رابطه ۱۲ $\hat{Y}(f)$ سیگنال به دست آمده پس از آستانه گذاری ضرایب تبدیل موجک است.

$$\hat{Y}(f) = \begin{cases} T & |T| \geq Threshold \\ 0 & |T| < Threshold \end{cases} \quad (12)$$

مرحله سوم: به کارگیری معکوس تبدیل موجک به منظور بازسازی سیگنال عاری از نویز تجزیه شده.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

الگوریتم ارائه شده در این مقاله با استفاده از محیط برنامه‌نویسی نرم‌افزار Matlab پیاده‌سازی شده است. پس از پیاده‌سازی الگوریتم و ادغام سیگنال و تصاویر حاصل، علاوه بر ارزیابی نتایج به صورت بصری، نتایج را به صورت کمی هم مورد تجزیه و تحلیل قرار دادیم. شکل ۴، تصاویر خام دارای نویز را برای باند ۱۰ تصویر AVIRIS و Hyperion نشان می‌دهد. شکل ۵ نیز نمودارهای مربوط به حفظ ساختار و ویژگی‌های تصویر را برای هر دو مجموعه داده در مقایسه با تصویر اصلی نشان می‌دهد. شکل‌های ۶ و ۷ نیز اختلاف تصاویر دارای نویز و بدون نویز را برای تصویر Hyperion و AVIRIS در باند ۱۰ نشان می‌دهند. با توجه خروجی‌های حاصل از این شکل‌ها، عملکرد بسیار خوب این روش دیده می‌شود به طوری که جزئیات نیز حفظ شده است. جدول ۲ نتایج دقت پیاده‌سازی هر کدام از روش‌های تبدیل موجک، مدل نوسانات کلی، فیلتر Wiener و روش ارائه شده در این مقاله را به روی تصاویر Hyperion و AVIRIS با استفاده از شاخص‌های بیان شده در قسمت قبل نشان می‌دهد. جدول ۳ نیز نسبت بهبود کیفیت حذف نویز به روش پیشنهادی در مقایسه با سه روش متداول ارائه شده بر اساس شاخص‌های ۱۶ الی ۱۹ را برای هر دو تصویر ابرطیفی مورد نظر نشان می‌دهد.

همان‌طور که در جدول‌های ۲ و ۳ مشاهده می‌کنید، مقدار عددی و نسبت بهبود کیفیت حذف نویز روش پیشنهادی در تمامی شاخص‌ها نسبت به روش‌های دیگر برتری دارد. شاخص PSNR هر چه مقدار عددی بزرگ‌تری داشته باشد و شاخص‌های MSE، SA و CEI هر چه مقدار عددی کوچک‌تری داشته باشند، دقت بهتری را نشان می‌دهد. مقادیر عددی شاخص‌های PSNR و SA به صورت ماکرو هستند و مقادیر عددی شاخص‌های MSE و CEI به صورت میکرو هستند. از میان سه روشی که جهت مقایسه با روش ارائه شده بیان شده است، روش Wiener در تمامی شاخص‌ها کمترین میزان بهبود کیفیت حذف نویز را برای هر دو تصویر نشان می‌دهد اما روش‌های موجک و نوسانات کلی بر اساس هر کدام از شاخص‌ها و برای هر تصویر عملکرد متفاوتی دارد. به‌عنوان مثال روش موجک برتری بالاتری نسبت به روش نوسانات کلی در تصویر سنجنده هایپریون دارد در حالی که برای تصویر سنجنده اوبریس این برتری به صورت معکوس است.

به‌منظور تعیین واریانس و ضرایب هر کدام از باندهای طیفی عاری از نویز در هر دو حیطة مکانی و طیفی جهت ادغام آن‌ها، از

استفاده شد. یکی دیگر از روش‌های مرسوم در نویز زدایی تصاویر، فیلتر Wiener است که از روش هم برای مقایسه نتایج به‌دست‌آمده نیز استفاده شده است. این فیلتر در حیطة مکانی به نویز زدایی می‌پردازد. ابعاد پنجره مورد استفاده برای این فیلتر ۳*۳ بوده است. برای بررسی به‌صورت کمی، شاخص‌های متفاوتی وجود دارد که یکی از این شاخص‌ها PSNR^{۲۹} است که در این مقاله استفاده شده است [۲۷]. شاخص دیگر مورد استفاده در این مقاله، محاسبه MSE^{۳۰} است که باقی‌مانده بین سیگنال اصلی و سیگنال حذف نویز شده را محاسبه می‌کند [۱۵و۵]. شاخص سوم مورد استفاده در این تحقیق شاخص زاویه طیفی SA^{۳۱} است [۱۴]. یک شاخص کلی دیگر CEI^{۳۲} است [۱۴] که روابط همه شاخص‌های ذکر شده را در روابط ۱۶ تا ۱۹ مشاهده می‌کنید. در این روابط m و n به ترتیب تعداد سطر و ستون تصویر، ρ_{ij} تصویر اصلی (سیگنال)، دارای نویز، $\widehat{\rho}_{ij}$ تصویر (سیگنال) حذف نویز شده و B حداکثر تعداد بیت تصویر است که این تصاویر چون ۸ بیتی هستند این مقدار برابر ۲۵۶ است.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (\widehat{\rho}_{ij} - \rho_{ij})^2 \quad (16)$$

$$PSNR = 20 \log \left(\frac{2^B - 1}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (17)$$

$$SA = \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n \rho_{ij} \widehat{\rho}_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n \rho_{ij}} \sqrt{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n \widehat{\rho}_{ij}}} \quad (18)$$

$$CEI = MSE \times (SA/PSNR) \quad (19)$$

به‌منظور بررسی حفظ ویژگی‌ها، ساختار و لبه‌های تصویر از شاخص SSIM^{۳۳} استفاده شد [۷]. این شاخص از مقادیر درجات خاکستری پیکسل‌های تصویر استفاده می‌کند که رابطه ۲۰ نشان‌دهنده این شاخص است. در این رابطه μ_x و $\mu_{\hat{x}}$ به ترتیب میانگین تصویر دارای نویز و تصویر بدون نویز و σ_x و $\sigma_{\hat{x}}$ نیز به ترتیب انحراف معیار تصویر دارای نویز و تصویر بدون نویز است. مقدار عددی این شاخص هر چه به عدد یک نزدیک‌تر باشد یعنی اینکه دو تصویر مقایسه شده با یکدیگر مشابهت بیشتری دارند و اگر به عدد صفر نزدیک باشد یعنی دو تصویر دارای کمترین شباهت هستند. مقدار عددی یک بیانگر شباهت کامل و عدد صفر بیانگر عدم شباهت کامل است.

$$SSIM = \frac{(2\mu_{\hat{x}}\mu_x)(2\sigma_{\hat{x}}\sigma_x)}{(\mu_{\hat{x}}^2 + \mu_x^2)(\sigma_{\hat{x}}^2 + \sigma_x^2)} \quad (20)$$

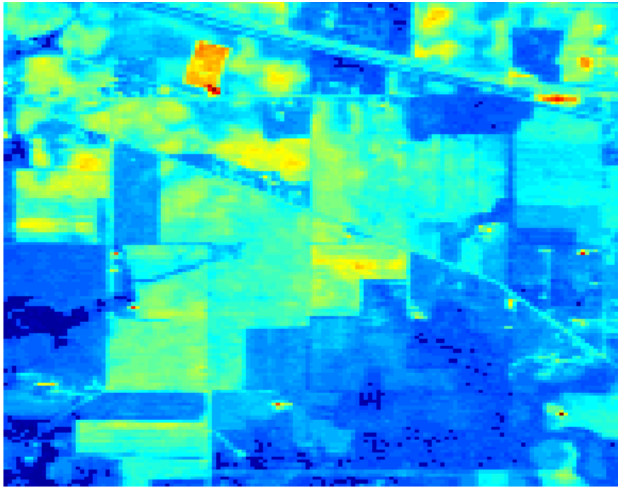
تک تک باندها محاسبه شد. مقدار میانگین این شاخص با عنوان MSSIM برای هر دو مجموعه داده در سطر آخر جدول شماره ۲ دیده می‌شود.

از نتایج جدول‌های ۲ و ۳ و همچنین شکل‌های ۶ و ۷ این نتیجه حاصل می‌شود که روش ارائه شده دارای بهترین عملکرد برای حذف نویز بوده به گونه‌ای که ساختار اصلی و لبه‌های تصویر را حفظ کرده و شباهت بسیار زیادی با تصویر اولیه دارای نویز دارد. بعد از آن مدل موجک و نوسانات کلی به ترتیب دارای عملکردی مناسب هستند اما روش Wiener دارای ضعیف‌ترین عملکرد در حذف نویز است به گونه‌ای که لبه‌های تصویر دچار تغییرات زیادی شده است و این الگوریتم ساختار تصویر را دچار دگرگونی کرده است. به منظور بررسی کیفی نتایج حاصل، همان‌طور که در شکل-های ۶ و ۷ نیز مشاهده می‌کنید، این شکل‌ها حاصل از اختلاف تصاویر دارای نویز و حذف نویز شده بر اساس روش مورد نظر در یک باند خاص است. هر چه جزئیات کمتری در این تصاویر دیده شود بدین معنی است که روش مورد نظر بهترین عملکرد را داشته است. همان‌طور که مشاهده می‌کنید در هر دو شکل تصویر مربوط به فیلتر Wiener دارای جزئیات بیشتری است به گونه‌ای که لبه‌های عوارض به خوبی در این تصویر دیده می‌شود. در واقع این تصاویر عوارض و ویژگی‌های حذف شده از روی تصویر اصلی را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده این موضوع است که لبه‌های تصویر بدون نویز توسط این فیلتر مقدار زیادی از اطلاعات خود را از دست داده است و ضعیف‌ترین عملکرد را داشته است. تصاویر مربوط به روش‌های موجک و نوسانات کلی نیز مقدار از الگوی تصویر و لبه‌های عوارض را نیز نشان می‌دهد اما از فیلتر Wiener عملکرد بسیار بهتری داشته است و ساختار اصلی تصاویر دستخوش تغییرات زیاد نشده‌اند. اما در شکل‌های مربوط به روش ارائه شده در این مقاله چیزی از الگو، ساختار و لبه‌های تصویر مشاهده نمی‌شود و اختلاف تصاویر دارای نویز و بدون نویز حاصل از این روش، فقط نویز تصاویر را نشان می‌دهد. در نتیجه با استفاده از بررسی کیفی تصاویر این نتیجه حاصل می‌شود که روش ارائه شده در این مقاله دارای بهترین عملکرد بوده به گونه‌ای که ساختار اصلی تصویر را حفظ می‌کند و روش فیلتر Wiener ضعیف‌ترین عملکرد را داشته و در لبه‌های تصاویر عملکرد مناسبی را از خود نشان نمی‌دهد.

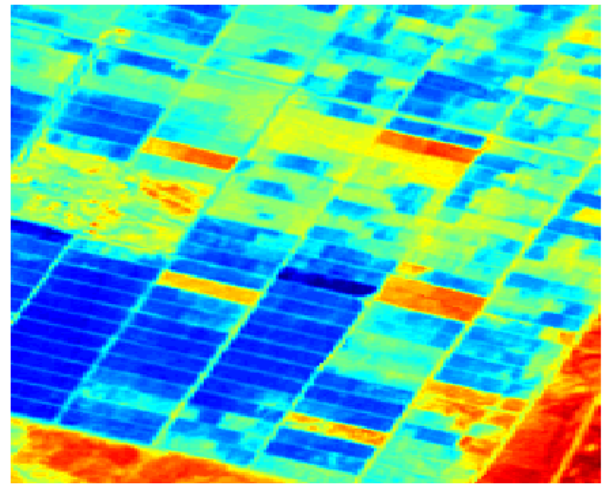
روش جستجوی شبکه‌ای و شاخص معیار PSNR استفاده شد. بدین صورت که مقدار افزایشی ۰/۰۱ به یکی از واریانس‌ها در یکی از حیطه‌ها اضافه شده و متعاقباً مقدار ۰/۰۱ از واریانس در حیطه دیگر کم شده است چون مجموع مقادیر دو واریانس باید برابر یک باشند. به منظور ارزیابی دقت و انتخاب بهترین واریانس، از شاخص PSNR استفاده شد و واریانس‌هایی که بیشترین مقدار عددی را در این شاخص نشان دادند، به عنوان مقادیر پیش فرض و وزن رابطه ۱۵ انتخاب شدند. در نهایت مقدار ۰/۶۲ و ۰/۶۵ برای ضریب α در حیطه طیفی و ۰/۳۸ و ۰/۳۵ برای ضریب β در حیطه مکانی به ترتیب برای تصاویر سنجنده هایپریون و اوپریس انتخاب شدند. این ضرایب بهترین مقدار PSNR را منجر شدند که نتایج آن در جدول‌های ۲ و ۳ دیده می‌شود.

در روابط شماره ۲ و ۱۴ که مربوط به مدل نوسانات کلی و موجک هستند، دو پارامتر λ مشاهده می‌شود. در مدل نوسانات کلی این پارامتر تنظیم کننده توزیع نسبی بین صحت داده‌ها و جمله مرتب سازی است و در مدل موجک این ضریب بیانگر یک حد آستانه برای عبور مقادیر خاصی از فرکانس است. نحوه انتخاب این پارامترها نیز همانند ضرایب α و β است به صورت از شاخص PSNR برای تعیین آن‌ها استفاده شد و مقادیر عددی λ به گونه‌ای انتخاب شد که بیشترین مقدار این شاخص حاصل شود. مقدار λ از عدد ۰ تا ۱ به صورت فواصل افزایشی ۰/۰۰۱ برای هر دو مدل نوسانات کلی و موجک و برای هر دو داده در نظر گرفته شد و مقدار عددی λ که بیشترین مقدار PSNR را نشان داد، به عنوان مقدار λ پیش فرض تعیین شد. مقدار پارامتر λ برای مدل نوسانات کلی ۰/۰۶۷ و ۰/۰۸۴ و برای مدل موجک ۰/۱۵۳ و ۰/۱۷۶ به ترتیب برای تصاویر سنجنده هایپریون و اوپریس انتخاب شد.

نمودارهای شکل ۵ مقدار شاخص SSIM را به ترتیب برای هر دو تصویر هایپریون و اوپریس و برای هر چهار مدل نوسانات کلی، موجک، Wiener و روش ارائه شده در این مقاله نشان می‌دهند. مقدار این شاخص برای تمامی باندهای هر دو مجموعه داده تعیین شده است که محور افقی شماره باند و محور عمودی مقدار شاخص SSIM را در این شکل‌ها نشان می‌دهد. بدین صورت که مقدار این شاخص برای باندهای مشترک در هر دو تصویر دارای نویز و بدون نویز با یکدیگر مقایسه شده و این ضریب برای

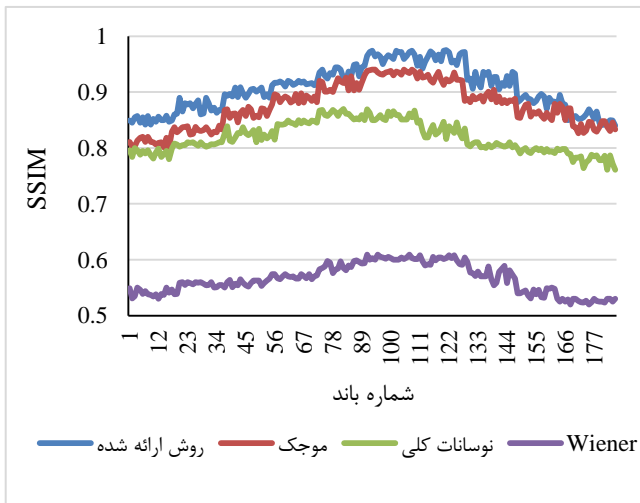


ب

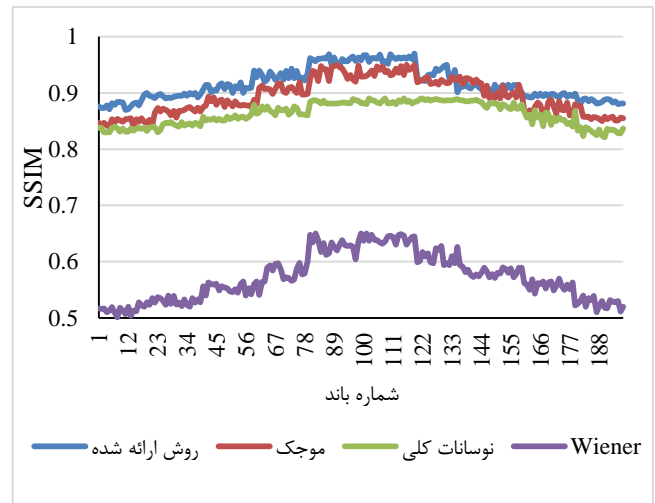


الف

شکل ۴: الف) تصویر خام باند ۱۰ سنجنده Hyperion - ب) تصویر خام باند ۱۰ سنجنده AVIRIS (طیف رنگی قرمز، زرد و آبی به ترتیب میزان بازتابش زیاد، متوسط و کم را نشان می‌دهند).



ب



الف

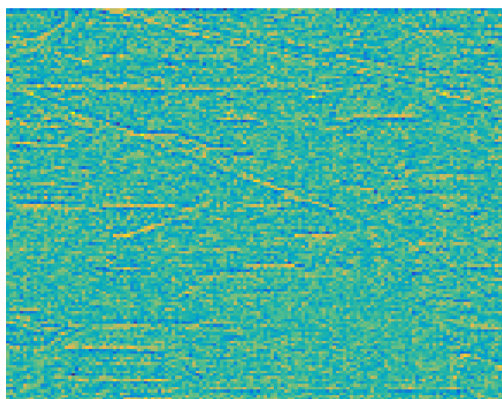
شکل ۵: تغییرات مقدار عددی شاخص SSIM برای تمامی باندهای تصاویر در روش‌های موجک، نوسانات کلی، Wiener و روش ارائه شده. الف) داده هایپریون - ب) داده اوپریس

جدول ۲: نتایج ارائه شده برای داده‌های هایپرین و اویریس

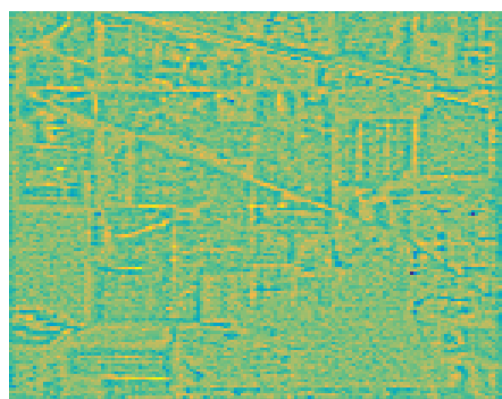
سنجنده	شاخص	TV	Wavelet	Wiener	روش پیشنهادی
Hyperion	PSNR	۴۸/۷۹۶۹	۴۹/۸۷۴۹	۲۷/۲۰۷۶	۵۲/۳۱۵۲
	MSE	۰/۰۰۰۱۳	۰/۰۰۰۱۴	۰/۰۰۱۳	۰/۰۰۰۱۲
	SA	۱/۱۱۷۳	۱/۱۵۳۴	۳/۵۳۱۵	۱/۱۰۶۷
	CEI	۰/۰۰۰۰۰۸	۰/۰۰۰۰۰۳	۰/۰۰۰۰۰۵	۰/۰۰۰۰۰۲
	MSSIM	۰/۸۶۲۴	۰/۸۹۳۶	۰/۵۷۱۷	۰/۹۱۵۷
AVIRIS	PSNR	۳۱/۴۰۰۶	۳۰/۴۹۷۶	۲۱/۶۵۷۷	۳۶/۱۳۳۰
	MSE	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۰۷۲	۰/۰۰۳۲	۰/۰۰۰۳
	SA	۵/۴۳۵۶	۳/۴۰۶۴	۵/۹۱۸۴	۲/۲۶۱۶
	CEI	۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۰۰۰۸	۰/۰۰۰۰۷	۰/۰۰۰۰۱
	MSSIM	۰/۸۱۹۲	۰/۸۷۶۳	۰/۵۶۵۶	۰/۹۰۶۶

جدول ۳: نسبت بهبود کیفیت حذف نویز در روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های متداول برای هر دو داده ابر طیفی

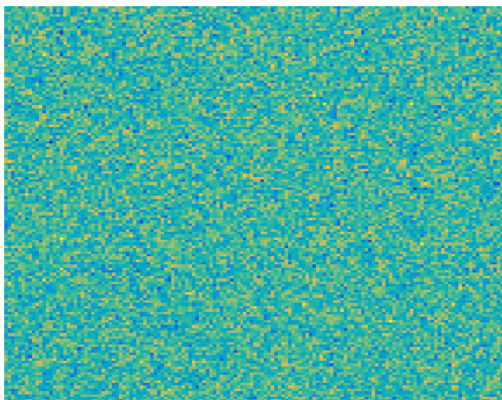
روش شاخص	Hyperion			AVIRIS		
	TV	Wavelet	Wiener	TV	Wavelet	Wiener
PSNR	۱/۰۷۲۱	۱/۰۴۹۰	۱/۹۲۲۸	۱/۱۵۰۷	۱/۱۸۴۸	۱/۶۶۸۴
MSE	۱/۰۸۳۳	۱/۱۶۶۶	۱۰/۸۳۳۳	۶	۲/۴	۱۰/۶۶۶۶
SA	۱/۰۰۹۵	۱/۰۴۲۲	۳/۱۹۱۰	۲/۴۰۳۴	۱/۵۰۶۲	۲/۶۱۷۰
CEI	۴	۱/۵	۲۵	۳۰	۸	۷



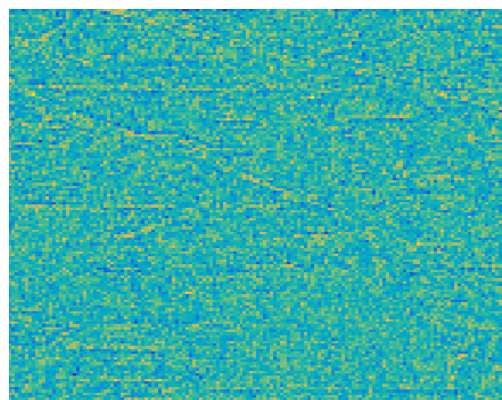
(ب) موجک باند ۱۰



(الف) Wiener باند ۱۰

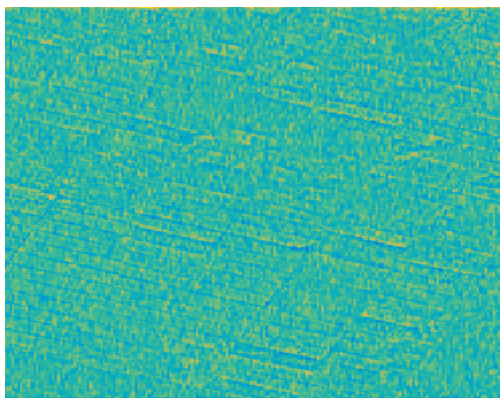


(د) روش پیشنهادی باند ۱۰

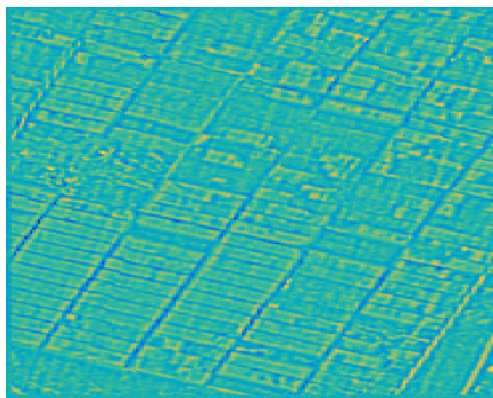


(ج) نوسانات کلی باند ۱۰

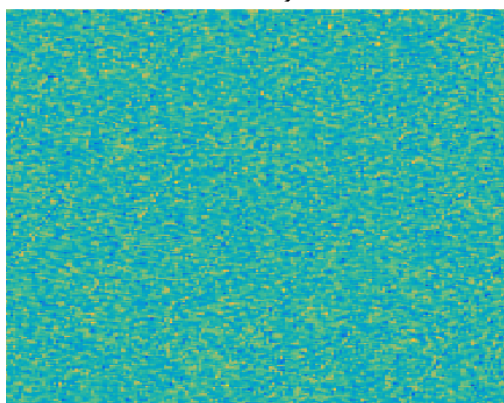
شکل ۶: اختلاف تصاویر دارای نویز و بدون نویز با استفاده از روش پیشنهادی و روش‌های دیگر برای داده AVIRIS



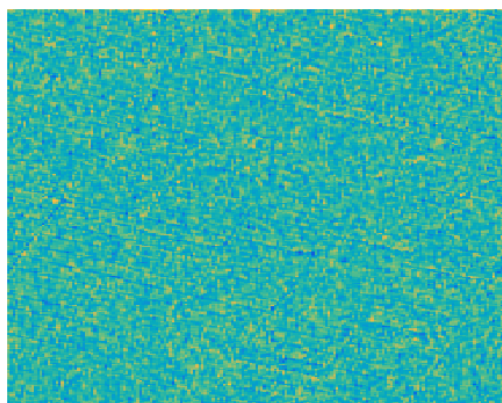
(ب) موجک باند ۱۰



(الف) Wiener باند ۱۰



(د) روش پیشنهادی باند ۱۰



(ج) نوسانات کلی باند ۱۰

شکل ۷: اختلاف تصاویر دارای نویز و بدون نویز با استفاده از روش پیشنهادی و روش‌های دیگر برای داده Hyperion

۵- بحث و نتیجه‌گیری

همان‌طور که در شکل‌ها و نتایج حاصل از این تحقیق مشاهده شد، برای اثبات این موضوع که روش ارائه‌شده، لبه‌ویژگی‌های تصویر را نسبت به سایر روش‌ها بهتر حفظ می‌کند، از شاخص SSIM استفاده شد. این شاخص از مقادیر درجات خاکستری پیکسل‌ها در تمامی باندها استفاده می‌کند و به مقایسه ساختار تصاویر قبل و بعد از حذف نویز می‌پردازد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که الگوریتم ارائه‌شده بدین منظور بهترین روش است و روش‌های موجک و نوسانات کلی به‌تنهایی در رده‌های بعدی قرار دارند. روش فیلتر Wiener نیز بدترین عملکرد را جهت حفظ الگو، ساختار و ویژگی‌های لبه‌تصویر نشان داد. علاوه بر بررسی کمی و استفاده از شاخص‌های مختلف جهت اطمینان کامل از نتایج این تحقیق، با استفاده از تفسیر چشمی و بررسی کیفی شکل‌های موجود در این مقاله، می‌توان به این موضوع پی برد که کدام روش بهترین عملکرد را در زمینه حذف نویز دارد. در شکل‌های مربوط به اختلاف تصاویر دارای نویز و حذف نویز شده، روش ارائه‌شده فقط نویز موجود در تصویر را نشان می‌دهد که از تصویر اصلی حذف شده است درحالی‌که به‌عنوان مثال روش فیلتر Wiener ساختار و لبه‌های تصویر را نشان می‌دهد که این امر منجر به

با توجه به مشکلات ناشی از وجود نویز در تصاویر ابرطیفی که باعث برخی از محدودیت‌ها در استفاده از این نوع داده‌ها شده است، حذف نویز یکی از مهم‌ترین پیش‌پردازش‌ها در تصاویر ابرطیفی است. از طرفی ابعاد بالای این تصاویر نیازمند یک روش کارآمد جهت حذف نویز موجود است. بدین منظور، در این مقاله یک روش نوین جهت حذف نویز ارائه شد که این روش قادر است حذف نویز را در دو حیطه مکانی و طیفی انجام دهد. بررسی‌های حاصل بر روی دو تصویر ابرطیفی حاکی از آن است که حذف نویز در دو حیطه مکانی و طیفی نتایج بسیار بالاتری نسبت به سایر روش‌های موجود مثل نوسانات کلی و موجک به‌تنهایی دارد. از مزایای این روش، تسخیر نویز بدون از دست دادن جزئیات تصویر است. علاوه بر آن، برخلاف سایر روش‌های کلاسیک مثل تبدیل کمترین کسر نویز یا تبدیل مؤلفه اصلی هیچ باندهی حذف نمی‌شود، درجات خاکستری تبدیل همان مقدار قبلی خود را دارد و قادر به حفظ لبه‌ویژگی‌ها است.

استفاده شد. می‌توان با استفاده از شاخص‌های دیگر نیز این ضرایب را مشخص نمود و نتایج حاصل را با یکدیگر مقایسه کرد. تعیین پارامتر λ مربوط به تبدیل موجک و مدل نوسانات کلی نیز یکی دیگر از مسائلی است که نقش مهمی در دقت روش ارائه شده دارد. برای تعیین این پارامتر هم از شاخص PSNR استفاده شد. استفاده از دیگر شاخص‌ها نیز می‌تواند به بهبود دقت و عملکرد روش ارائه شده در این مقاله منجر شود.

حذف اطلاعات مفید از تصویر شد. روش‌های موجک و نوسانات کلی نیز عملکرد تقریباً مناسبی دارند اما ادغام این دو روش و استفاده از اطلاعات طیفی و مکانی به صورت هم‌زمان و حذف نویز توسط این روش، عملکرد بسیار بهتری را نشان داد.

یکی دیگر از مسائل چالش برانگیز ادغام، تعیین وزن‌های مربوط به اطلاعات در حیطه‌های مکانی و طیفی است. در این مقاله از شاخص PSNR برای تعیین این ضرایب و بررسی عملکرد آن‌ها

مراجع

- [15] T. Lin and S. Bourennane, "Survey of hyperspectral image denoising methods based on tensor decompositions," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2013, no. 1, p. 186, Dec. 2013.
- [16] L. Xu, F. Li, A. Wong, and D. A. Clausi, "Hyperspectral image denoising using a spatial-spectral monte carlo sampling approach," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 8, no. 6, pp. 3025–3038, 2015.
- [17] A. Lam, I. Sato, and Y. Sato, "Denoising hyperspectral images using spectral domain statistics," in *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*, 2012, pp. 477–480.
- [18] H. Zhang, "Hyperspectral image denoising with cubic total variation model," *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 7, pp. 95–98, 2012.
- [19] L. Sun, B. Jeon, Z. Wu, and L. Xiao, "Hyperspectral Denoising Via Cross Total Variation-Regularized Unidirectional Nonlocal Low-Rank Tensor Approximation," in *2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2018, pp. 2900–2904.
- [20] <https://earthexplorer.usgs.gov/>
- [21] http://www.ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes
- [22] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Phys. D nonlinear Phenom.*, vol. 60, no. 1–4, pp. 259–268, 1992.
- [23] J. J. Benedetto, W. Czaja, M. Ehler, C. Flake, and M. Hirn, "Wavelet packets for multi-and hyper-spectral imagery," in *Wavelet Applications in Industrial Processing VII*, 2010, vol. 7535, p. 753508.
- [24] P. S. Addison, *The illustrated wavelet transform handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance*. CRC press, 2017.
- [25] N. Verma and A. K. Verma, "Performance analysis of wavelet thresholding methods in denoising of audio signals of some Indian Musical Instruments," *Int. J. Eng. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 5, pp. 2040–2045, 2012.
- [26] S. Li, X. Kang, L. Fang, J. Hu, and H. Yin, "Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art," *Inf. Fusion*, vol. 33, pp. 100–112, 2017.
- [27] H. Peng, "Automatic Denoising and Unmixing in Hyperspectral Image Processing," 2014.
- [1] H. S. to Bühne and N. Pettorelli, "Better together: Integrating and fusing multispectral and radar satellite imagery to inform biodiversity monitoring, ecological research and conservation science," *Methods Ecol. Evol.*, vol. 9, no. 4, pp. 849–865, 2018.
- [2] C.-I. Chang, *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification*, vol. 1. Springer Science & Business Media, 2003.
- [3] G. Pariani et al., "Compressive sampling for multispectral imaging in the vis-NIR-TIR: optical design of space telescopes," in *Space Telescopes and Instrumentation 2018: Optical, Infrared, and Millimeter Wave*, 2018, vol. 10698, p. 106985O.
- [4] Q. Yuan, L. Zhang, and H. Shen, "Hyperspectral Image Denoising With a Spatial-Spectral View Fusion Strategy," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, no. 5, pp. 2314–2325, 2014.
- [5] L. Sun and J. Luo, "Junk band recovery for hyperspectral image based on curvelet transform," *J. Cent. South Univ. Technol.*, vol. 18, no. 3, pp. 816–822, 2011.
- [6] G. Lantzanakis, Z. Mitraaka, and N. Chrysoulakis, "Comparison of physically and image based atmospheric correction methods for Sentinel-2 satellite imagery," in *Perspectives on Atmospheric Sciences*, Springer, 2017, pp. 255–261.
- [7] A. Zelinski and V. Goyal, "Denoising hyperspectral imagery and recovering junk bands using wavelets and sparse approximation," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. IGARSS 2006. IEEE International Conference on*, 2006, pp. 387–390.
- [8] E. Martel et al., "Implementation of the Principal Component Analysis onto High-Performance Computer Facilities for Hyperspectral Dimensionality Reduction: Results and Comparisons," *Remote Sens.*, vol. 10, no. 6, p. 864, 2018.
- [9] P. T. Fazila and D. A. K. Mohideen, "A novel approach for hyperspectral image mixed noise reduction based on improved K-SVD algorithm," *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 76–83, 2014.
- [10] H. Zhang, W. He, L. Zhang, H. Shen, and Q. Yuan, "Hyperspectral image restoration using low-rank matrix recovery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 52, no. 8, pp. 4729–4743, 2014.
- [11] W. Wei, L. Zhang, Y. Jiao, C. Tian, C. Wang, and Y. Zhang, "Intracluster Structured Low-Rank Matrix Analysis Method for Hyperspectral Denoising," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, no. 99, pp. 1–15, 2018.
- [12] P. Scheunders and S. De Backer, "Wavelet denoising of multicomponent images using Gaussian scale mixture models and a noise-free image as priors," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 7, pp. 1865–1872, 2007.
- [13] B. Rasti, J. R. Sveinsson, M. O. Ulfarsson, and J. A. Benediktsson, "Hyperspectral image denoising using first order spectral roughness penalty in wavelet domain," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 7, no. 6, pp. 2458–2467, 2014.
- [14] H. Yang et al., "Application and evaluation of wavelet-based denoising method in hyperspectral imagery data," in *International Conference on Computer and Computing Technologies in Agriculture*, 2011, pp. 461–469.

زیر نویس‌ها:

- ¹ Radiative Transfer Code
- ² Principal Components Analysis
- ³ Wavelet
- ⁴ Partial Different Equation
- ⁵ Minimum Noise Fraction
- ⁶ Digital Number
- ⁷ Curvelet
- ⁸ Low Rank Matrix Recovery
- ⁹ Impulse
- ¹⁰ Dead lines

- ¹¹ Singular Value Decomposition
- ¹² Bayesian
- ¹³ Gaussian Scale Mixture
- ¹⁴ First Order Roughness Penalty
- ¹⁵ Savitzky-Goyal
- ¹⁶ Moving average
- ¹⁷ Median Filter
- ¹⁸ Multiway Wiener Filter
- ¹⁹ Decomposition
- ²⁰ Multidimensional Wavelet Packed Transform
- ²¹ Monte Carlo Sampling
- ²² Posterior
- ²³ Cubic Total Variation
- ²⁴ Deconvolution
- ²⁵ Total Variation
- ²⁶ Mother wavelet
- ²⁷ Haar
- ²⁸ Daubechies
- ²⁹ Peak Signal to Noise Ratio
- ³⁰ Mean Square Error
- ³¹ Spectral Angle
- ³² Comprehensive Evaluation Indicator
- ³³ Structural SIMilarity index