



کاهش نویز تصاویر ابرطیفی و بررسی تاثیر آن بر جداسازی طیفی

محمدرضا پوست فروش^{۱*}، سیامک طالبی^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات، موسسه آموزش عالی بعثت کرمان
۲- دانشیار گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه شهید باهنر کرمان

چکیده:

در سال‌های اخیر، تصاویر ابرطیفی در کاربردهای عملی گوناگون مورد استفاده قرار گرفته‌اند. بسیاری از این کاربردها مستلزم تصاویری هستند که دارای نسبت سیگنال به نویز بالایی باشند. اگرچه حسگرهای ابرطیفی نسبت به نویز خیلی حساس هستند اما نویز در بیشتر آنالیزها تاثیر می‌گذارد. در تصاویر ابرطیفی بسیاری از باندهای طیفی دارای سطح نویز کم هستند اما تعداد قابل توجهی از باندها (حداکثر ۲۰ درصد) به واسطه تاثیرات اتمسفری به شدت نویزپذیر می‌باشند. بسیاری از محققان به سادگی این باندهای دارای نویز زیاد را دور می‌ریزند. اما برای بعضی کاربردهای خاص حفظ اطلاعات طیفی بسیار مهم می‌باشد. بنابراین الگوریتمی که این باندها را نویزدایی و بازسازی کند امکان استفاده از اطلاعات مفید آن‌ها را فراهم می‌سازد. در حضور نویز، ضرائب همبستگی بین باندهای مجاور به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. در الگوریتم ارائه شده در این مقاله ما معیارهای متفاوتی برای نویزدایی باندهای پرنویز و کم نویز در نظر می‌گیریم. در این مورد همبستگی مکانی و طیفی به طور همزمان در نظر گرفته می‌شود. همچنین جداسازی طیفی بر داده‌های نویزدایی شده اعمال و خطاهای بازسازی مقایسه می‌شوند. در پایان از معیارهای متفاوتی برای سنجش کیفیت تصاویر بدست آمده استفاده می‌شود. شبیه‌سازی انجام شده کارایی زیاد الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با دیگر روش‌های استاندارد در این زمینه نشان می‌دهد. بعلاوه روش‌هایی برای جداسازی باندهای پرنویز معرفی می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ابرطیفی، نسبت سیگنال به نویز، همبستگی مکانی و طیفی، جداسازی طیفی



۱- مقدمه

یک تصویر ابرطیفی، مجموعه داده‌ای است که در فرکانس‌های مشخصی از طیف الکترومغناطیسی ثبت شده است [۱]، [۲]. تصویربرداری ابرطیفی، استخراج اطلاعات اضافی را که دید انسان قادر به دریافت آنها نیست، ممکن می‌سازد. این تصاویر گونه‌ی اصلی تصاویری هستند که توسط سنسورهای «سنجش از دور»^۱ بدست می‌آیند [۲]. هدف تصاویر ابرطیفی بدست آوردن، تحلیل و آنالیز اطلاعات از تصاویر گرفته شده به وسیله سنجنده‌هایی می‌باشد که در باندهای زیادی (۲۰۰ باند، ۲۲۰ باند و ...) تصویر برداری می‌کنند. فرآیند تصاویر ابرطیفی به این صورت می‌باشد که هنگامی که انرژی از طریق منبع نور به جسمی می‌تابد، بخشی از این انرژی جذب جسم و بخش دیگر آن بازتاب می‌گردد. این انرژی بازتابی برای هر جسمی، طول موجی مخصوص به خود را دارد که این طول موج در باندهای مختلف تصاویر ابرطیفی منعکس گردیده و هر باند خاصیتی از آن ماده را بیان می‌کند [۳]. از آنجا که عنصرهای شیمیایی امضاهای طیفی منحصر به فردی دارند، مشاهده‌ی طیف با وضوح مکانی و طیفی زیاد، اطلاعات مفیدی از ویژگی‌های مواد موجود در صحنه با دقت بسیار بیشتری از آن چه با تصاویر سه رنگ متداول ممکن است، فراهم می‌کند.

در نتیجه، تصویربرداری ابرطیفی در بسیاری از کاربردهای مهم مانند نظامی، پزشکی، زمین شناسی، کشاورزی و هواشناسی قابل استفاده است [۴]. بیشتر حسگرهای ابرطیفی مانند سنجنده اویرس^۲ محدوده طیف مرئی و نزدیک فرورسرخ (۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) از طیف الکترومغناطیس را پوشش می‌دهد. سنجنده اویرس متعلق به سازمان ناسا، یکی از این مأموریت‌های سنجش از دور را عهده دار است. داده‌های جمع‌آوری شده با حسگرهای ابرطیفی قابل مشاهده در دو بعد مکانی و یک بعد طیفی هستند که اصطلاحاً مکعب داده‌های ابرطیفی نامیده می‌شوند.

در تصاویر ابرطیفی (HSI)^۳، بسیاری از باندهای طیفی دارای سطح نویز کم (LN)^۴ و برخی از آن‌ها دارای سطح نویز زیاد (junk)^۵ هستند [۵]. اگر الگوریتم کاهش نویز برای کل داده‌ها مورد استفاده قرار گیرد، معمولاً اثر نامطلوبی بر باندهای LN دارد [۵]. الگوریتم‌های مختلفی برای نویز زدایی HSI معرفی شده است. روش‌های قدیمی، هر باند HSI را بطور جداگانه نویز زدایی می‌کنند. به عنوان مثال، در الگوریتم نویز زدایی مبتنی بر موجک، یک تبدیل موجک دو بعدی برای هر باند طیفی مورد استفاده قرار می‌گیرد. الگوریتم نویز زدایی مبتنی بر موجک از روش‌های مختلفی از جمله حد آستانه‌ی نرم و سخت برای اجرای عملیات نویز زدایی بهره می‌برند [۷]. چون الگوریتم‌های نویز زدایی متداول یک تبدیل موجک دوبعدی را بصورت جداگانه برای هر باند بکار می‌برند، در نتیجه اطلاعات همبستگی طیفی را کنار می‌گذارند. از این رو، تبدیل موجک معمولاً با سایر روش‌های ناهمبسته باند طیفی مانند (PCA)^۶ برای حذف نویز ترکیب می‌شود [۸]. بسیاری از الگوریتم‌های نویز زدایی تصاویر ابرطیفی بطور همزمان همبستگی مکانی و طیفی را در نظر می‌گیرند. به عنوان مثال، در [۹] یک فیلتر وینر چندبعدی تعمیم یافته برای نویز زدایی تصاویر ابر طیفی استفاده شده است.

¹ Remote sensing

² AVIRIS

³ Hyper Spectral Image

⁴ Low noise band

⁵ Junk band

⁶ Principal component analysis



۱-۱- مروری بر تبدیل موجک و کرولت

برخلاف تبدیل فوریه که توابع پایه آن سینوسی هستند، تبدیل موجک براساس موج‌هایی کوچک با فرکانس‌های مختلف و با طول محدود می‌باشد. بنابراین تبدیل موجک امکان دسترسی به فرکانس‌های موجود در تصویر و همچنین جای قرار گرفتن آن‌ها در تصویر را فراهم می‌سازد. در صورتی که تبدیل فوریه تنها اطلاعات فرکانسی را بدون دادن هیچ گونه اطلاعات اضافی در اختیار قرار می‌دهد. در تبدیل موجک، سیگنال از یک سری فیلترهای بالاگذر برای آنالیز فرکانس‌های بالا و از یک سری فیلترهای پایین گذر برای آنالیز فرکانس‌های پایین، عبور داده می‌شود. بنابراین با استفاده از تبدیل موجک سیگنال به دو بخش تقسیم می‌شود. بخش حاصل از عبور سیگنال از فیلتر بالاگذر که شامل اطلاعات فرکانس بالا (از جمله نویز) می‌باشد و جزئیات نام دارد، بخش حاصل از عبور سیگنال از فیلتر پایین‌گذر که شامل اطلاعات فرکانس پایین و در برگیرنده مشخصات اصلی سیگنال است و کلیات نامیده می‌شود [۱۰].

تبدیل کرولت یک تبدیل هندسی است که به منظور غلبه بر محدودیت‌های تبدیل موجک توسعه پیدا کرده است. با وجود این که تبدیل موجک محدوده‌ی وسیعی از شاخه‌های پردازش تصویر را پوشش می‌دهد، ولی در بررسی موضوعاتی که شامل لبه‌ها و منحنی‌ها هستند، دچار مشکل می‌شود. در واقع تبدیل موجک مشخصه و ویژگی‌های تصویر را فقط در سه جهت عمودی، افقی و قطری با یک ضریب واحد می‌دهد، ولی تبدیل کرولت یک تبدیل چند مقیاسی و چندجهتی با توابع پایه‌ی سوزنی‌شکل و بسیار حساس به زاویه می‌باشد که توانایی تشخیص خط و منحنی را دارد. در واقع تبدیل کرولت با اعمال یک موجک مشخص در جهت‌ها و مقیاس‌های مختلف بر روی تصاویر، دسته‌بندی را در جهت‌ها و مقیاس‌های گوناگون نتیجه می‌دهد. هر کدام از این دسته‌بندی‌ها که در یک گروه قطبی واقع شده‌اند، بیانگر اطلاعات تصویر در آن مقیاس و جهت خاص هستند. ضرایب کرولت را می‌توان طبق رابطه‌ی زیر محاسبه نمود [۱۱].

$$C(J, I, K) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int f(w) U_j(R_{\theta_I} w) e^{i \langle X_K^{(J, I)}, w \rangle} dw$$

در این رابطه f تبدیل فوریه تصویر می‌باشد. U_j پنجره فرکانسی اعمال شده در فضای فرکانس است. U_j در حقیقت مجموعه‌ای از گوه‌های قطبی است که به صورت شعاعی و زاویه‌ای تصویر را پوشش می‌دهند. R_{θ_I} چرخش به اندازه‌ی θ_I را بیان است و مطابق رابطه‌ی زیر تعریف می‌شود [۱۱].

$$R_{\theta_I} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_I) & \sin(\theta_I) \\ -\sin(\theta_I) & \cos(\theta_I) \end{bmatrix}$$

۱-۲- حذف نویز با استفاده از تبدیل کرولت

معمولاً نویز موجود در تصاویر ابرطیفی در فرکانس‌های بالا اتفاق می‌افتد. بنابراین می‌توان بخش جزئیات تصویر را که در بردارنده‌ی اطلاعات فرکانس‌های بالای تصاویر است، را جهت کاهش نویز اصلاح نمود. چون تبدیل کرولت و موجک اطلاعات فرکانس بالا و پایین تصاویر را از یکدیگر مجزا می‌کنند، بنابراین می‌توان از این تبدیل‌ها برای کاهش نویز تصاویر استفاده نمود [۱۱]. از آنجا که تبدیل کرولت نمایشی دقیق‌تر و در جهت‌های مختلف از جزئیات تصویر نسبت به تبدیل موجک دارد، پس این تبدیل برای حذف نویز مناسب‌تر می‌باشد. در تصاویر ابرطیفی چون باندهای مجاور دارای همبستگی زیادی نسبت به یکدیگر می‌باشند و دارای اطلاعات مشابه زیادی با یکدیگر هستند، پس برای اصلاح یک باند نویزی می‌توان از اطلاعات باندهای مجاورش استفاده نمود. برای این منظور ابتدا تبدیل کرولت به یک باند نویزی و



چندین باند بدون نویز مجاور این باند نویزی (به عنوان مثال چهار باند) اعمال می‌گردد و سپس برای اصلاح باند نویزی، از اطلاعات ضرائب جزئیات باندهای کناری استفاده می‌شود. این کار با روش ارزیابی وزن بر روی ضرائب جزئیات باندهای مجاور و جایگزین کردن آن با ضرائب جزئیات باند نویزی انجام می‌شود. در نهایت برای بازسازی تصویر بدون نویز باید از ضرائب جزئیات جایگزین شده و ضرائب تقریب مربوط به باند نویزی تبدیل معکوس گرفت.

۲- الگوریتم پیشنهادی

HSI را می‌توان به عنوان مجموعه داده‌های سه بعدی \underline{X} که دارای دو بعد مکانی با اندازه‌های (I_1, I_2) و یک بعد طیفی با اندازه‌ی I_3 باشد، نشان داد. دو نوع همبستگی در HSI وجود دارد [۵]: همبستگی مکانی و همبستگی طیفی. همبستگی طیفی بطور کلی قوی‌تر از همبستگی مکانی است. به عنوان مثال، مجموعه داده‌های اوپرس شامل ۲۲۴ باند طیفی بین ۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر و با تفکیک‌پذیری طیفی ۱۰ نانومتر همراه است [۵]. مقادیر انعکاسی در طول موج‌های مجاور، مشابه می‌باشند و ضرایب همبستگی نیز بین باندهای مجاور خیلی نزدیک به یک (معمولاً بیشتر از ۰/۹۵) می‌باشد. ضریب همبستگی خطی بین باند $i+1, i$ بصورت زیر تعریف می‌گردد [۵].

$$p(i, i+1) = \frac{\text{cov}(X(:, :, i), X(:, :, i+1))}{\text{var}_{X(:, :, i)} \text{var}_{X(:, :, i+1)}}$$

در حضور نویز، ضرایب همبستگی بین باندهای مجاور بطور قابل توجهی کاهش می‌یابند. معمولاً نویز گوسی بر حسگرهای ابرطیفی تأثیر می‌گذارد. توان نویز گوسی بر اساس مشخصات حسگر تغییر می‌کند. اما در اکثر روش‌های نویز زدایی قبلی، واریانس نویز ثابت در نظر گرفته شده است. در این مقاله، نویز گوسی با واریانس متغیر در نظر گرفته می‌شود.

در الگوریتم نویز زدایی پیشنهادی، ابتدا باندها بر اساس ضرایب همبستگی بینشان به باندهای LN و Junk طبقه‌بندی می‌شوند. اگر ضرایب همبستگی بین باند i و $i+1$ ، $P(i, i+1)$ ، $\{L\}$ باند مجاور باند i ام $\{L\}$ ، کوچکتر از ۰/۹ باشند، در این صورت باند i به عنوان باند Junk در نظر گرفته می‌شود و در غیر این صورت به عنوان باند LN در نظر گرفته می‌شود.

در مرحله دوم، تبدیل کرولت انعکاسی گسترش یافته (ME - CT)^۷ که در [۱۲] معرفی شده است، به منظور نویز زدایی HSI به باندهای طیفی اعمال می‌شود. این روش مبتنی بر تبدیل کرولت گسسته‌ی سریع (FDCT)^۸ می‌باشد.

در سومین مرحله، معیارهای متفاوتی برای باندهای LN و Junk در نظر گرفته می‌شود. ضرایب کرولت باندهای LN با استفاده از حد آستانه‌ی نرم نویز زدایی می‌گردند که این روش در [۱۳] معرفی شده است. در این مورد، فقط همبستگی مکانی مورد استفاده قرار می‌گیرد و هر باند LN بطور جداگانه نویز زدایی می‌گردد. بعد از آن برای باندهای Junk ضرایب کرولت اصلاح شده‌ی L باند LN مجاور استفاده می‌شود. همبستگی طیفی در HSI بالا است، بنابراین ضرایب کرولت باندهای LN مجاور می‌تواند برای بازیابی باندهای Junk مورد استفاده قرار گیرند. ضرایب کرولت به دو سطح تقسیم می‌شوند سطح تقریب و سطح جزئیات. سطح تقریب شامل اطلاعات مهم مشخصات طیفی هر باند می‌باشد. اطلاعات جزئیات باندهای Junk با اطلاعات جزئیات L باند LN کناری جایگزین می‌شوند. این کار به روش وزن دهی صورت می‌گیرد، بطوری که هرچه باندهای LN به باند Junk نزدیک‌تر باشند دارای ضریب وزن دهی بزرگتری می‌باشند. بمنظور حفظ خصوصیات مهم باندهای Junk، نود درصد ضرایب تقریبی باند Junk حفظ و ده درصد ضرایب تقریبی L باند LN کناری اضافه می‌شوند. در واقع برای باند Junk، همبستگی‌های طیفی و مکانی بطور همزمان در نظر گرفته می‌شوند.

⁷ Mirror extended curvelet transform

⁸ Fast discrete curvelet transform



در مرحله ی چهارم، برای بازیابی اطلاعات نویز زدایی شده معکوس تبدیل کرولت مورد استفاده قرار می گیرد. الگوریتم پیشنهادی بطور مختصر در زیر نشان داده شده است.

الگوریتم پیشنهادی

$\underline{Y} (size I_1 \times I_2 \times I_3)$ ورودی: تصویر ابرطیفی آغشته به نویز

۱. ضرایب همبستگی L باند کناری برای هر باند طیفی محاسبه می شود.

$\Gamma = \{ \text{باند مجاور باند } i \text{ ام} \}$

for $i = 1, \dots, I_3$
for $l \in \Gamma$

$$p(i, l) = \frac{\text{cov}(X(:, :, i), X(:, :, i+1))}{\sigma_{X(:, :, i)} \sigma_{X(:, :, i+1)}}$$

باندها بر اساس مقدار $p(i, l)$ به باندهای Junk و LN تقسیم بندی شوند. اگر برای هر $l \in \Gamma$ ، $p(i, l) < 0.9$ باشد، باند i یک باند Junk می باشد.

تبدیل ME - CT برای محاسبه ی ضرایب کرولت به هر باند طیفی اعمال می شود.

for $i = 1, \dots, I_3$

$$[A(:, :, i), D(:, :, i)] = ME - CT(X(:, :, i))$$

A شامل اطلاعات تقریبی و D شامل اطلاعات جزئیات می باشد.

- برای اصلاح ضرایب کرولت باندهای LN، حد آستانه ی نرم اعمال می شود.

$$\hat{A} = thr(A)$$

$$\hat{D} = thr(D)$$

- برای باند Junk i ام، ضرایب کرولت اصلاح شده ی L باند LN کناری محاسبه شده در مرحله قبل، استفاده می شوند.

$$\sum_{l \in \Gamma} w_l = 1$$

$$\hat{D}(:, :, i) = \sum_{l \in \Gamma} w_l \hat{D}(:, :, i)$$

$$\hat{A}(:, :, i) = 0.9 \times A(:, :, i) + 0.1 \sum_{l \in \Gamma} w_l \hat{A}(:, :, i)$$

معکوس تبدیل ME - CT اعمال شود.

۲-۱- نتایج پیاده سازی الگوریتم

در این بخش، هدف بررسی نتایج شبیه سازی الگوریتم نویز زدایی پیشنهادی و مقایسه با روش های نویز زدایی فیلتر وینر سه بعدی و الگوریتم موجک است. یک زیرمجموعه ی 145×145 پیکسلی از مجموعه داده ی ابرطیفی اویرس مورد استفاده قرار می گیرد [۱۵]. به واسطه جذب بخار آب و (SNR)^۹ پایین چندین باند حذف شده و در نتیجه کلا ۱۹۵ باند مورد استفاده قرار داده می شود. مقادیر انعکاسی تمام باندها بین صفر و یک نرمالیزه می شوند. پس از آن نویز گوسی با واریانس متغیر $0.05 \leq \sigma \leq 0.25$ به داده ها اضافه می گردد. (PSNR)^{۱۰} و (MSE)^{۱۱} را می توان به عنوان معیارهایی جهت اندازه گیری کیفیت مفهومی تصاویر مورد استفاده قرار داد. برای محاسبه ی PSNR هر باند ابتدا باید

⁹ Signal to noise ratio

¹⁰ Peak signal to noise ratio

¹¹ Mean squared error



MSE مربوط به هر باند را محاسبه نمود. MSE در واقع جمع مربع خطا بین پیکسل‌های تصویر اصلی و تصویر بازسازی شده است. این معیارها، کیفیت تصاویر بازسازی شده \hat{X} را در مقایسه با تصویر اصلی X تخمین می‌زند. PSNR بر حسب دسیبل بصورت زیر تعریف می‌شود [۹].

$$PSNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right)$$

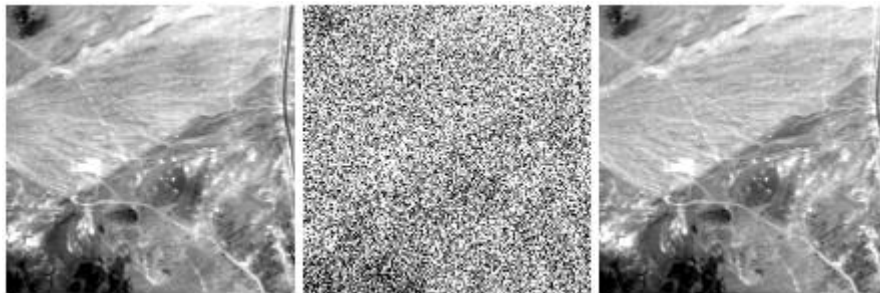
$$MSE = \frac{1}{I_1 \times I_2 \times I_3} \sum_{k=1}^{I_3} \sum_{j=1}^{I_2} \sum_{i=1}^{I_1} (x_{ijk} - \hat{x}_{ijk})^2, R = \max(x_{ijk})$$

هرچه مقدار PSNR بیشتر باشد، تصاویر بازسازی شده دارای کیفیت بهتری می‌باشند.

۲-۲- نتایج شبیه سازی

جدول ۱: مقادیر PSNR مربوط به الگوریتم‌های مختلف نویز زدایی

تصویر آغشته به نویز	الگوریتم ویولت	فیلتر وینر سه بعدی	الگوریتم پیشنهادی
۲۰/۹۸	۳۳/۶۵	۳۰/۸۵	۳۹/۹۲



(ج)

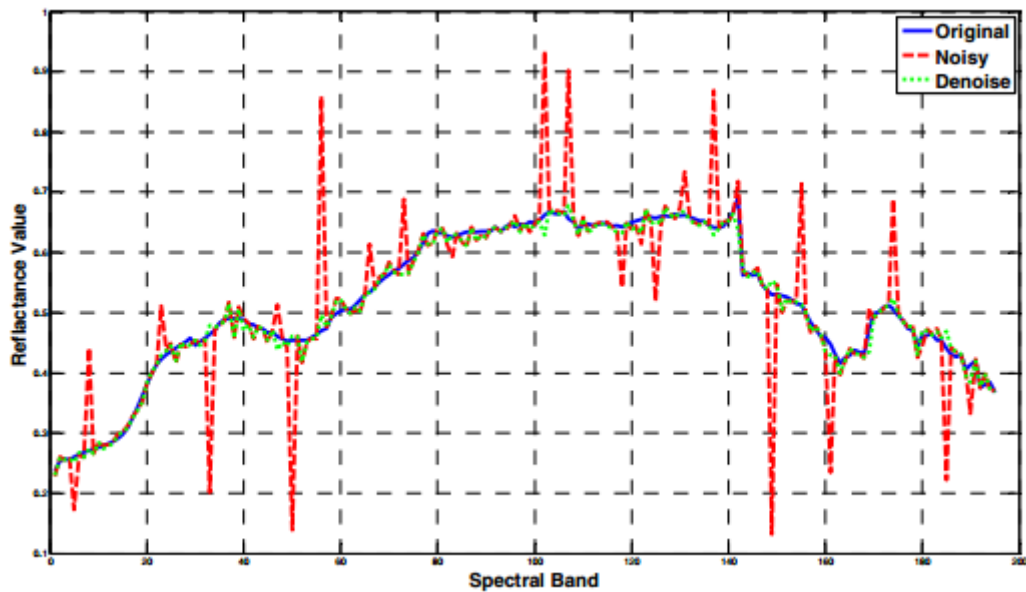
(ب)

(الف)

شکل ۱: نتایج نویز زدایی، (الف) باند ۱۳۲ تصویر اصلی، (ب) تصویر آغشته به نویز، (ج) تصویر نویز زدایی شده با الگوریتم پیشنهادی

نتایج اعمال الگوریتم‌های نویز زدایی بر مجموعه داده‌ی انتخابی، در ۰ نشان داده شده است. ارزیابی بهتر الگوریتم‌های نویز زدایی را می‌توان با تکرار آن‌ها در چندین مرتبه و گزارش میانگین عملکردشان بدست آورد. در آزمایش‌های صورت گرفته، روش پیشنهادی، PSNR را به ترتیب حد اقل ۶، ۸ و ۱۹ دسیبل برای تبدیل موجک، فیلتر وینر سه بعدی و تصاویر نویزی بهبود داده است. ۰ تصاویر بازسازی شده (صد و سی و دومین باند از مجموعه داده‌ی کاپریت^{۱۲}) با استفاده از الگوریتم پیشنهادی و ۰ طیف انعکاسی را برای یک پیکسل از تصاویر اصلی، نویزی و نویز زدایی شده را با استفاده از روش پیشنهادی نشان می‌دهد. همانطور که در این تصویر مشاهده می‌شود، طیف نویز زدایی شده به طیف اصلی بسیار نزدیک است.

¹² Cuprite



شکل ۲: مقادیر انعکاسی یک پیکسل (تصاویر اصلی، نویزی و نویزدایی شده)

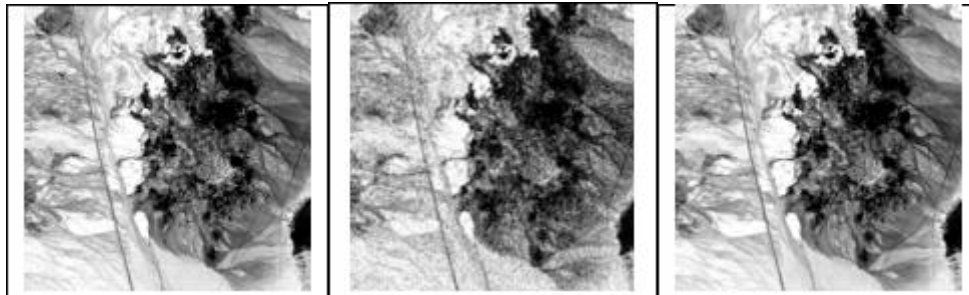
همچنین تأثیر الگوریتم نویزدایی پیشنهادی بر تخمین مجموعه اجزای تشکیل دهنده در جداسازی طیفی خطی بررسی شده است. ابتدا، همانطور که در [۶] هم ذکر شده است، تعداد اجزای طیفی مربوط به مجموعه داده‌های کاپریت برابر ۱۰ انتخاب می‌گردد. الگوریتم (VCA)^{۱۳} به مجموعه داده‌های اصلی کاپریت برای استخراج اجزای طیفی و محل این اجزاء، اعمال می‌گردد [۱۴]. سپس با استفاده از طیف‌های اجزاء تصویر اصلی، تکنیک حداقل مجذور جداسازی سازی کاملاً مقید (FCLSU)^{۱۴} که در [۶] توضیح داده شده است، به مجموعه داده‌های اصلی، نویزی و نویز زدایی شده به منظور تخمین تصاویر ترکیب شده اعمال می‌گردد. سپس، تصویر با استفاده از نقشه‌های طیفی بدست آمده بازسازی و میانگین مجذور خطا MSE نسبت به تصویر اصلی محاسبه می‌شود که نتیجه‌ی این محاسبات در جدول (۲) آورده شده است. طبق نتایج بدست آمده، MSE برای الگوریتم پیشنهادی بطور قابل توجهی از MSE سایر روش‌های پیشنهادی کمتر می‌باشد. تصاویر ترکیبی ماده‌ی آلونیت برای داده‌های اصلی، نویزی و نویزدایی شده‌ی مجموعه داده‌های کاپریت با استفاده از الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. نتیجه‌ی بدست آمده، تشابه تصویر اصلی و تصویر نویزدایی شده (در مقایسه با تصویر نویزی) و در نتیجه کارایی الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد.

جدول ۲: مقادیر MSE بعد از جداسازی طیفی

تصویر آغشته به نویز	الگوریتم ویولت	فیلتر وینر سه بعدی	الگوریتم پیشنهادی
۰/۰۰۵	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۲۸	$۳/۰۷۴ \times ۱۰^{-۴}$

¹³ Vertex Component Algorithm

¹⁴ Fully Constrained Least Square Unmixing



(ج)

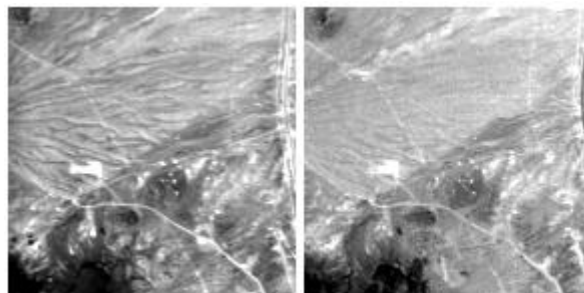
(ب)

(الف)

شکل ۳: (الف) تصویر فراوانی اصلی، (ب) تصویر فراوانی آغشته به نویز، (ج) تصویر فراوانی نویززدایی شده

۲-۳- بررسی تأثیر اعمال الگوریتم نویززدایی بر کل مجموعه داده

اگر الگوریتم نویز زدایی بر روی کل مجموعه داده اعمال شود، معمولاً اثر نامطلوبی بر روی باندهای LN می‌گذارد [۹]. این موضوع را می‌توان بدون در نظر گرفتن ضریب همبستگی و تقسیم بندی باندها به دو دسته LN و JUNK، با اعمال الگوریتم بر روی کل داده نشان داد. در شکل شماره (۴) نتایج زیرباند ۱۷۵ ام که یک باند LN می‌باشد به روش مذکور نشان داده شده است همچنین در جدول شماره (۳) مقادیر PSNR مقایسه شده است.



(ب)

(الف)

شکل ۴: (الف) زیرباند ۱۷۵ ام از مجموعه داده اویرس (ب) زیر باند ۱۷۵ ام پس از اعمال الگوریتم

جدول ۳: مقادیر PSNR مربوط به اعمال الگوریتم به کل داده

پس از اعمال الگوریتم به باندهای مجزا	پس از اعمال الگوریتم به کل داده	قبل از اعمال الگوریتم	
۳۹/۹۲	۲۹/۶	۲۰/۹	PSNR

همانطور که پس از مقایسه دو شکل دیده می‌شود تفاوت آن‌ها محسوس بوده و باند ۱۷۵ ام که یک باند LN بوده تخریب شده است همچنین مقدار PSNR به میزان ۱۰ دسیبل کاهش یافته است.

۲-۴- معرفی روش‌هایی جهت تشخیص باندهای JUNK

همانطور که بیان شد در حضور نویز ضرایب همبستگی بین باندهای مجاور به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد. یک روش برای تشخیص باندهای JUNK استفاده از ضریب همبستگی و اعمال حد آستانه مناسب می‌باشد. در اینجا به معرفی دو روش دیگر برای تشخیص باندهای پرنویز می‌پردازیم.

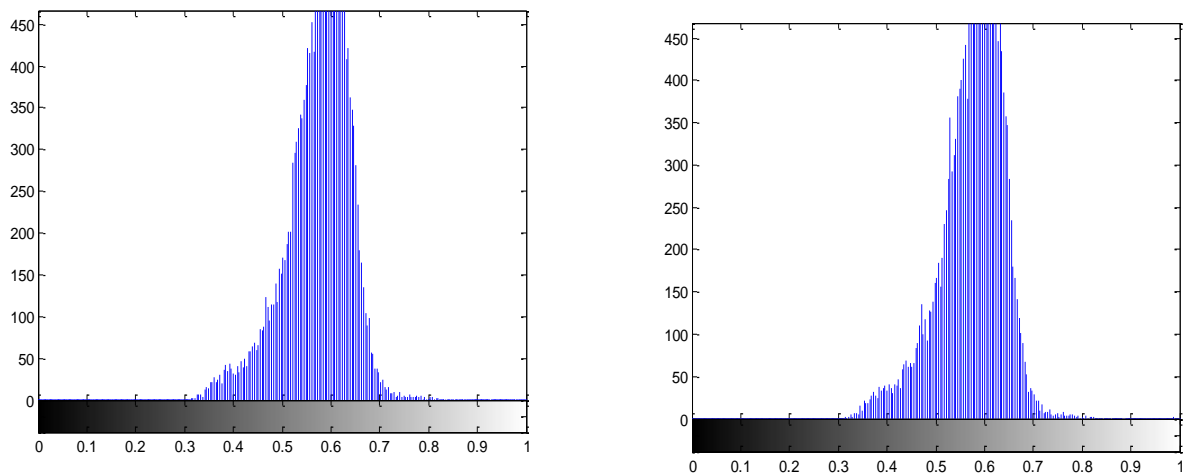


۲-۴-۱- روش مبتنی بر MSE

با استفاده از جمع مربع خطا بین پیکسل های باند مورد بررسی و باندهای LN مجاور می توان مقدار MSE را برای باند مذکور نسبت به باندهای مجاور بدست آورد. اگر باند مورد بررسی یک باند LN باشد این مقدار خیلی کوچک و نزدیک به صفر است. با اعمال حد آستانه مناسب می توان به راحتی باندهای کم نویز را از پر نویز تشخیص داد. مزیت این روش نسبت به استفاده از ضریب همبستگی، کاهش حجم محاسبات می باشد.

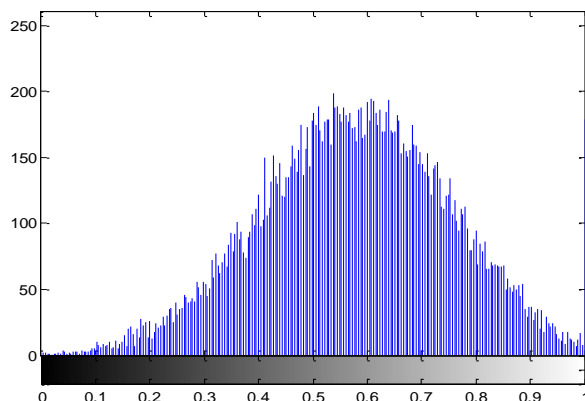
۲-۴-۲- روش مبتنی بر هیستوگرام

هیستوگرام یک تصویر در حقیقت بیان گرافیکی میزان روشنایی آن تصویر می باشد. خروجی هیستوگرام می تواند به صورت یک ماتریس در نظر گرفته شود که تعداد درایه های آن معرف تعداد سطوح تصویر و مقدار هر درایه معرف تعداد پیکسل های موجود در آن سطح باشد. در شکل (۵) هیستوگرام باندهای مجاور ۱۰۰ و ۱۰۱ نشان داده شده است.



شکل ۵: (الف) هیستوگرام باند ۱۰۰ ام (ب) هیستوگرام باند ۱۰۱ ام

مشاهده می شود که به دلیل همبستگی طیفی بین باندهای تصویر ابرطیفی، نمودار هیستوگرام دو باند مجاور بسیار نزدیک به یکدیگر می باشد. اکنون در شکل (۶) بعد از اضافه شدن نویز گوسی نمودار هیستوگرام باند ۱۰۰ ام که به یک باند JUNK تبدیل شده است مشاهده می شود.



شکل ۶: هیستوگرام باند ۱۰۰م که به یک باند پرنویز تبدیل شده است

در نهایت می توان باندهای JUNK را با آشکار سازی اختلاف هیستوگرام باند مورد بررسی نسبت به باندهای LN مجاور و اعمال حد آستانه مناسب تشخیص داد. این عمل را می توان با قدر مطلق تفریق ماتریس هیستوگرام باندها و مقایسه آن با مقدار حد آستانه انجام داد. مشاهده هیستوگرام و بررسی آن دید کاملتری نسبت به کنتراست و جزئیات باندها به وجود می آورد. ضمناً این روش با شرط عدم تغییر کنتراست بین باندهای مجاور توجیح پذیر می باشد زیرا در صورت تغییر کنتراست باندهای مجاور هیستوگرام آن ها نیز تغییر می کند.

۳- نتایج و پیشنهادها

در این مقاله، روش جدیدی برای کاهش نویز تصاویر ابرطیفی بر اساس تبدیل کرولت معرفی شد. این روش بطور متفاوتی با باندهای LN و Junk رفتار می کند و بطور همزمان همبستگی مکانی و طیفی را در نظر می گیرد. همچنین این الگوریتم، مستعد کاهش اعوجاج طیفی حین عملیات نویززدایی در مقایسه با سایر روش های نویززدایی می باشد.

عملکرد الگوریتم پیشنهادی بر مجموعه داده های کاپریت در حضور نویز گوسی نتایج زیر را ارائه می دهد:

- الگوریتم پیشنهادی بطور قابل توجهی PSNR بهتری را در مقایسه با دو نمونه از پیشرفته ترین الگوریتم های نویز زدایی (تبدیل موجک و فیلتر وینر سه بعدی) ارائه می دهد.
- نتایج جداسازی طیفی خطی نشان می دهد که تصاویر ترکیبی بدست آمده از روش نویززدایی پیشنهادی در مقایسه با تصاویر نویزی، بسیار شبیه به نتایج بدست آمده از مجموعه داده های اصلی می باشد.

در پایان روش هایی برای جداسازی باندهای JUNK از باندهای LN ارائه داده شد. در پژوهش های آتی برای کاهش نویز تصاویر با مقدار واریانس بیشتر، می توان این الگوریتم را بصورت وقتی^{۱۵} تعمیم داد.

منابع و مأخذ

- [1] H. Zhang, L. Zhang, and H. Shen, "A Super-Resolution Reconstruction Algorithm for Hyperspectral Images," *Signal Processing*, vol. 92, no. 9, pp. 2082-2096, 2012.
- [2] R. A. Schowengerdt, *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*: Academic press, 2006.

¹⁵ Adaptive



- [3] C.-I. Chang, *Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications*: John Wiley & Sons, 2007.
- [4] R. Rajabi, and H. Ghassemian, "Sparsity Constrained Graph Regularized Nmf for Spectral Unmixing of Hyperspectral Data," *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, pp. 1-10, 2014.
- [5] R. H. Azam Karimi, Paul Scheunders, "Hyperspectral Image Noise Reduction and Its Effect on Spectral Unmixing," *IEEE-Whispers 2014, Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing*, 2014.
- [6] R. Heylen, D. Burazerovic, and P. Scheunders, "Fully Constrained Least Squares Spectral Unmixing by Simplex Projection," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 11, pp. 4112-4122, 2011.
- [7] D. L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, 1995.
- [8] G. Chen, and S.-E. Qian, "Simultaneous Dimensionality Reduction and Denoising of Hyperspectral Imagery Using Bivariate Wavelet Shrinking and Principal Component Analysis," *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 34, no. 5, pp. 447-454, 2008.
- [9] D. Letexier, and S. Bourennane, "Noise Removal from Hyperspectral Images by Multidimensional Filtering," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 46, no. 7, pp. 206.۲۰۰۸ ,۲۰۶۹-۱
- [10] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*: Academic press, 1999.
- [11] J.-L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, "The Curvelet Transform for Image Denoising," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 6, pp. 670-684.۲۰۰۲ ,
- [12] L. Demanet ,and L. Ying, "Curvelets and Wave Atoms for Mirror-Extended Images," in *Optical Engineering+ Applications*, pp. 67010J-67010J-14, 2007.
- [13] Y. Li, H. Gong, D. Feng, and Y. Zhang, "An Adaptive Method of Speckle Reduction and Feature Enhancement for Sar Images Based on Curvelet Transform and Particle Swarm Optimization," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 8, pp. 3105-3116, 2011.
- [14] J. M. Nascimento, and J. M. Bioucas Dias, "Vertex Component Analysis: A Fast Algorithm to Unmix Hyperspectral Data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 43, no. 4, pp. 898-910, 2005.
- [15] "<http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris.freedata.html>."



Hyperspectral Images noise reduction and its effect on spectral unmixing

Mohammadreza Poostforoosh^{*1}, Siamak Talebi²

1- Ms.c student of Communication Engineering in Department of Electrical Engineering, Besat Institute of Higher Education of Kerman

2- Associate professor in Department of Electrical Engineering, University of Bahonar Kerman

Abstract:

In recent years, HSIs have been used in different practical applications. Many of these applications require the images to have high SNR values. However, Hyperspectral sensors are very sensitive to noise but the noise affects the further analysis. In Hyperspectral images, many of the spectral bands have high SNR, but a significant number of bands (up to 20 percent) are extremely noisy due to atmospheric effects. Many researchers simply discard these junk bands. But for some specific applications, it is desirable to keep their spectral information. Therefore, an algorithm that denoises and recovers these bands would allow to use the useful information. In the presence of noise the correlation coefficients between adjacent bands are significantly decreased. In this paper we consider different criteria for denoising LN and junk bands. In this case, spatial and spectral correlation are simultaneously considered also, spectral unmixing is applied to the denoised results and reconstruction errors are compared. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed methods in comparison with state of the art algorithms. In the end, we considered different criteria for measuring quality of the images obtained. In addition methods for separated junk bands are introduced.

Keywords: Hyperspectral image, Signal to noise ratio, Spatial and spectral correlation, spectral unmixing

- Correspondence Address: Electrical Engineering, Besat Institute of Higher Education of Kerman, Kerman, Iran. **Tel: +98 34 33243536.**
- **Email:** info@besat.ac.ir