

استفاده از متغیرهای جذبی طیفی به منظور برآورد سریع نوفه در تصاویر ابرطیفی

یوسف رضایی^۱، محمد رضا مباشری^۲ و محمد جواد ولدان زوج^۲

^۱دانشگاه آبادانی و توسعه، همدان، ایران.

^۲دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۳۸۷/۰۸/۲۱

تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۰۴/۰۷

چکیده

برآورد نوفه موجود در تصاویر ابرطیفی یکی از راه‌های افزایش کیفیت اطلاعات استخراج شده و کاهش عدم قطعیت در نتایج است. تاکنون ساده‌ترین روش به کار گرفته شده در برآورد نوفه در این تصاویر، استفاده از روش اختلاف شیف‌ت بوده است، اما این روش دارای دو نقطه ضعف است؛ اولاً مبتنی بر این فرض است که پیکسل‌های همسایه دارای اطلاعات سیگنال یکسانی هستند که الزاماً در داده‌های ابرطیفی صدق نمی‌کند، ثانیاً برای محاسبه صحیح نوفه نیازمند استفاده از مناطق همگن است که غالباً این مناطق به صورت نظارت شده، تعیین می‌شوند. در این پژوهش روشی جدید برای برآورد نوفه (NETAL) معرفی شده است. در این روش، با استفاده از فضای منحنی بازتابندگی طیفی مواد و باندهای جذبی و محل قرارگیری و ژرفای این باندها در طیف هر پیکسل، تصویر ماهواره‌ای به پهنه‌های همگنی تقسیم‌بندی شد. سپس در هر پهنه نوفه با استفاده از روش رگرسیون بین هر دو باند مجاور، محاسبه شده و در نهایت نوفه کل، از جمع نوفه در هر یک از نواحی به دست آمد. برای ارزیابی نتایج از داده‌های شبیه‌سازی شده و داده‌های ابرطیفی واقعی استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد که برآورد نوفه توسط الگوریتم NETAL سریع‌تر و دقت برآورد آن برابر با الگوریتم رگرسیون چندگانه و در بعضی حالت‌ها بهتر از آن است.

کلیدواژه‌ها: باندهای جذبی طیف، تصاویر ابرطیفی، برآورد نوفه

***نویسنده مسئول:** محمد رضا مباشری

E-mail: mobasheri@kntu.ac.ir

۱- مقدمه

امروزه افزایش قدرت تفکیک مکانی و طیفی سنجنده‌های ماهواره‌ای باعث شده است تا فناوری سنجنش از دور، به طور فزاینده‌ای برای اندازه‌گیری متغیرهای مورد نیاز برای بررسی‌های دقیق پوشش‌های زمینی مورد استفاده قرار گیرد. با ورود سامانه‌های سنجنش از دور ابرطیفی، تصاویری در باندهایی با فواصل طیفی ۱۰ تا ۲۰ نانومتر قابل حصول است که با استفاده از آنها تمایز و تشخیص عوارض آسان‌تر صورت می‌گیرد. عرض طیفی هر باند یکی از ویژگی‌های بسیار مهم یک سنجنده است. در یک باند پهن و عریض، معمولاً باید از انرژی‌های دریافتی میانگین گرفت که این خود باعث ایجاد ابهام و عدم قطعیت در داده‌های جمع‌آوری شده می‌شود (Mather, 1999). از سوی دیگر، تصویربرداری در یک باند کم‌عرض باعث پایین آمدن نسبت سیگنال به نوفه (SNR) خروجی سنجنده می‌شود و از کیفیت محتوای اطلاعاتی داده‌ها می‌کاهد. در نتیجه نسبت سیگنال به نوفه یکی دیگر از ویژگی‌های طیفی یک سنجنده است که معمولاً با بالا رفتن قدرت تفکیک طیفی (کم شدن عرض باند) مقدار آن کاهش می‌یابد و در نتیجه از قابلیت‌های طیفی داده‌ها می‌کاهد. یک سیگنال، محتوی اطلاعات جمع‌آوری شده توسط سنجنده است، در حالی که نوفه را می‌توان تغییرات ناخواسته‌ای دانست که به سیگنال اضافه می‌شود (Mather, 1999). چنین نوفه‌ای می‌تواند تصادفی یا سامانمند باشد که به علت اثرات دستگاهی و عدم کارایی سامانه در یک حالت ایده‌آل ایجاد می‌شود. هر چه نسبت سیگنال به نوفه سنجنده، بالاتر باشد در حقیقت نسبت درستی اطلاعات به دست آمده بالاتر است و در نتیجه قابل اعتمادتر هستند. این نسبت به متغیرهای مختلفی بستگی دارد که در طراحی سنجنده، مد نظر قرار می‌گیرند. برای یک قدرت تفکیک مکانی معین، هر چه عرض باند کمتر باشد نسبت سیگنال به نوفه بیشتر کاهش خواهد یافت. بنابراین باید همیشه توازن بین عرض باند و نسبت سیگنال به نوفه برقرار شود.

برآورد نوفه یکی از مسائل کلاسیک در تحلیل داده‌ها و همچنین در مباحث سنجنش از دور و به ویژه در داده‌های ابرطیفی است. ساده‌ترین روش برآورد نوفه در تصاویر ابرطیفی، استفاده از روش اختلاف شیف‌ت (Shift Difference) است. در این روش فرض بر این است که نوفه به دست آمده از پیکسل‌های مجاور مستقل از هم

بوده و دارای آمارهای یکسانی هستند. همچنین مؤلفه‌های سیگنال نیز برابر بوده و تنها اختلاف در مقدار نوفه است. به منظور برآورد صحیح و معنی دار نوفه با استفاده از روش اختلاف شیف‌ت، بایستی این روش در مناطق همگن به کار رود. با توجه به این مطالب این روش دارای دو نقطه ضعف است؛ اولاً در این روش فرض می‌شود که پیکسل‌های همسایه دارای اطلاعات سیگنال یکسانی هستند که این فرض الزاماً برای داده‌های ابرطیفی صدق نمی‌کند، ثانیاً برای محاسبه صحیح نوفه باید مناطق همگن به صورت نظارت شده، معرفی شوند.

روش ناهمبستگی مکانی و طیفی (Spectral and Spatial De-Correlation) (SSDC) نیز در برآورد نوفه در تصاویر ابرطیفی مورد استفاده قرار گرفته است (Roger & Arnold, 1996). اساس این روش بر همبستگی طیفی بالای بین باندها در داده‌های ابرطیفی و همچنین همبستگی مکانی بین عوارض در داخل باند ابرطیفی است. در این روش از رگرسیون چندگانه خطی، در برآورد سیگنال و نوفه در تصاویر ابرطیفی استفاده می‌شود. اگر چه این روش از دیگر روش‌های برآورد نوفه که فقط اطلاعات مکانی را در نظر می‌گیرند، قابل اعتمادتر است، اما این روش در بعضی حالت‌ها و پوشش‌های خاص زمینی دارای مشکل است (Gao & Zhang, 2008).

نوفه در تصاویر ابرطیفی شامل نوفه متناوب (دوره‌ای) سنجنده و یک نوفه اتفاقی است. نوفه متناوب سنجنده قابل حذف است، اما نوفه اتفاقی به سادگی قابل حذف نیست. در این پژوهش، بر روی آشکارسازی و حذف نوفه اتفاقی کار شده است. پس از حذف نوفه متناوب، نوفه اتفاقی باقیمانده موجود در داده‌های تصویری سنجنش از دور، عموماً نوفه تجمعی است که مستقل از سیگنال است و مدل آن را می‌توان به صورت زیر نشان داد:

$$r_b(i, j) = S_b(i, j) + n_b(i, j) \quad (1)$$

در معادله بالا، r معادل DNهای تصویر در مختصات (i, j) در باند b و S و n مقادیر سیگنال و نوفه در باند b است.

به منظور برآورد نوفه با استفاده از تئوری رگرسیون چندگانه به صورت زیر عمل می‌شود (Bioucas-Dias & Nascimento, 2008). این روش بر اساس همبستگی زیاد

برای استخراج باندهای جذبی می توان از این طیف نسبت به طول موج مشتق گیری کرد (Tsai & Philpot, 1998; Zhang & Rivard, 2004). در این روش، از طیف بازتابندگی (متغیر وابسته) نسبت به طول موج (متغیر مستقل) مشتق گیری می شود. این مشتق به شکل طیف حساس است، اما به تغییرات در شدت نور تابیده شده ناشی از تغییر در زاویه تابش خورشید، پوشش ابری یا توپوگرافی حساس نیست (Tsai & Philpot, 1998). بدین معنی که شکل طیف مهم تر از مقدار آن است، زیرا شکل طیف مستقیماً به مواد تشکیل دهنده طیف وابسته است. مشتق یک طیف می تواند به صورت دقیق تغییرات در شکل طیف اصلی را مدل کند. نکته جالب در این روش حذف پهنه های جذبی با بسامد پایین است که غالباً اطلاعاتی را نیز به همراه ندارد.

طیف استخراج شده از داده های ابرطیفی تابعی از طول موج (λ) است که می تواند به صورت گسسته زیر نمایش داده شود (Zhang & Rivard, 2004):

$$S = [s(\lambda_1), s(\lambda_2), s(\lambda_3), \dots, s(\lambda_n)] \quad (6)$$

در رابطه بالا S طیف و $S(\lambda_i)$ بازتابندگی در باند λ_i با مرکز باندی در طول موج λ_i است.

مشتق اول را می توان با استفاده از رابطه زیر به دست آورد:

$$\frac{dS}{d\lambda} \Big|_{\lambda=\lambda_i} \approx \frac{S(\lambda_i) - S(\lambda_j)}{\Delta\lambda} \quad (7)$$

در رابطه بالا مشتق اول در طول موج λ_i و $\Delta\lambda$ فاصله بین مراکز باندهای مجاور است.

$$\Delta\lambda = \lambda_j - \lambda_i, \lambda_j > \lambda_i$$

به همین ترتیب مشتق دوم را می توان به صورت زیر محاسبه کرد:

$$\frac{d^2S}{d\lambda^2} \Big|_{\lambda=\lambda_j} \approx \frac{S(\lambda_i) - 2S(\lambda_j) + S(\lambda_k)}{(\Delta\lambda)^2} \quad (8)$$

انتخاب فاصله باند $\Delta\lambda$ به قدرت تفکیک طیفی داده های ابرطیفی مورد استفاده وابسته است. انتخاب مقادیر بزرگ برای $\Delta\lambda$ ممکن است باعث از بین رفتن مقداری از اطلاعات طیفی شده و انتخابی $\Delta\lambda$ کوچک ممکن است باعث ایجاد پدیده های غیر واقعی در طیف شود.

با مشتق گیری، نوفه پس زمینه (بسامدهای پایین) حذف می شود اما نوفه های با بسامد بالا افزایش می یابد. برای حل این مشکل، یک عملیات هموارسازی (Smoothing) پس از مشتق گیری انجام شد. برای این منظور از فیلترهای پایین گذر استفاده شد. یکی از پر استفاده ترین این نوع فیلترها، فیلتر میانگین است، که می توان آن را به صورت زیر نشان داد:

$$\hat{S}(\lambda_j) = \frac{\sum_{i=1}^n S(\lambda_i)}{n} \quad (9)$$

که در آن n تعداد نقاط نمونه برداری (اندازه فیلتر)، $\hat{S}$ نشان دهنده نقطه مرکزی و $\hat{S}(\lambda_j)$ مقدار جدید نقطه مرکزی پنجره است. در اینجا ابعاد پنجره بسیار مهم است به گونه ای که ابعاد بزرگ نتیجه هموارتری را ایجاد می کند که ممکن است اطلاعات مفید را از بین ببرد.

۳- شبیه سازی داده ها

به منظور پیاده سازی الگوریتم و همچنین ارزیابی آن، از داده های شبیه سازی شده استفاده شد. بدین منظور از طیف بازتابندگی عضوی خالص موجود در کتابخانه طیفی USGS استفاده شد، به گونه ای که هر پیکسل مخلوطی از این مواد اما با فراوانی های متفاوت باشد. به منظور ساختن مقادیر فراوانی ها از تابع توزیع دیریکله (Dirichlet distribution) با قید مثبت بودن و یک بودن مجموع فراوانی ها استفاده شد. تابع دیریکله را می توان به صورت زیر نشان داد (Connor and Mosiman, 1969):

بین باندهای ابرطیفی عمل می کند. اگر $R = [r_1, \dots, r_N]$ یک ماتریس $L \times N$ که N بردارهای طیفی مشاهده شده برابر با تعداد پیکسل های تصویر و L تعداد باندهای تصویر ابرطیفی است، باشد، ماتریس $Z = R^T$ را می توان به گونه ای تعریف کرد که دارای ابعاد $N \times L$ باشد. بردار Z_i آمین ستون از Z است و دارای ابعاد $N \times L$ است را می توان بر اساس ترکیب خطی از $L-1$ باند دیگر به صورت زیر به دست آورد:

$$Z_i = K_i \beta_i + \xi_i \quad (2)$$

که به صورت $K_i = [z_{i1}, \dots, z_{iL-1}, z_{iL}]$ تعریف می شود. β_i بردار رگرسیون با ابعاد $(L-1) \times 1$ و ξ_i بردار خطای ناشی از مدل نمودن با ابعاد $N \times 1$ است. برای محاسبه بردار β_i با استفاده از روش کمترین مربعات از رابطه زیر می توان استفاده کرد:

$$\beta_i = (K_i^T K_i)^{-1} K_i^T Z_i \quad (3)$$

که در نتیجه آن نوفه برآورد شده و به صورت زیر محاسبه خواهد شد:

$$\xi_i = Z_i - K_i \beta_i \quad (4)$$

با توجه به این روابط، مشخص می شود که برای محاسبه هر بردار نوفه، باید محاسبات زیادی انجام شود. با افزایش ابعاد تصویر ابرطیفی، حجم این محاسبات نیز به صورت قابل توجهی افزایش می یابد.

در این پژوهش، یک روش جدید با استفاده از خطوط جذبی مواد مختلف در تصاویر ابرطیفی معرفی می شود. در این روش، بر اساس ویژگی های طیفی مواد و محاسبه متغیرهای خطوط جذبی، تصویر به پهنه های همگنی تقسیم بندی و سپس نوفه در هر پهنه جداگانه برآورد می شود. در ادامه، ابتدا متغیرهای خطوط جذبی و روش استخراج آنها ارائه می شود و سپس در بخش بعدی نحوه تولید داده های شبیه سازی شده بیان شده است. پس از آن الگوریتم های پیشنهادی معرفی و نتیجه اعمال آنها بر داده های ابرطیفی نشان داده شده است. در پایان، مقایسه نتایج و نتیجه گیری بیان شده است.

۲- باندهای جذبی و نحوه استخراج آنها

یکی از فضاهای ریاضی مهم در پردازش داده های سنجش از دور و به خصوص داده های ابرطیفی، فضای منحنی طیفی است به گونه ای که در این فضا بازتابندگی یک ماده در طول موج های مختلف نمایش داده می شود. در طیف مواد، یکی از متغیرهای مهم در تشخیص نوع ماده، باندهای جذبی و محل قرارگیری و ژرفای آنهاست (شکل ۲). روش های گوناگون پیکسل مبنا برای پردازش تصاویر ابرطیفی به منظور استخراج اطلاعات از ترکیبات سطحی برای تمام تصویر وجود دارد (Van der Meer, 2004).

این متغیرهای خطوط جذبی که از طیف بازتابندگی بهنجار شده با پس زمینه حذف شده (Continuum Removed) برداشت شده اند شامل: ۱- موقعیت باند جذبی ۲- ژرفای باند جذبی و ۳- عرض باند جذبی است. ژرفای نسبی (D) پدیده جذب از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$D = 1 - \frac{R_b}{R_c} \quad (5)$$

که در آن R_b بازتابندگی در پایین ترین نقطه باند جذبی و R_c مقدار بازتابندگی در قسمت پیوسته طیف و در همان طول موجی که R_b در آن اندازه گیری شده است (Van der Meer, 2004). عرض باند جذبی هم به صورت FWHM (Full-Width at Half-Maximum) محاسبه می شود. اصطلاح FWHM برای اندازه گیری و بیان عرض یک عارضه زمانی که دارای یک لبه مشخص و واضح نیست، به کار می رود. روش محاسبه و نمایش آن در شکل ۱ نشان داده شده است. در تعریف متغیرهای باند جذبی، فرض بر این است که داده ها دارای طیفی پیوسته هستند (Van der Meer, 2004).

با توجه به این که طیف حاصل از داده های ابرطیفی نیز تقریباً پیوسته است،

۴-۲. پهنه‌بندی تصویر

با استفاده از متغیرهای باند‌های جذبی که برای هر پیکسل استخراج شده و اعمال الگوریتم خوشه‌بندی K-means تصویر به پهنه‌های مختلفی تقسیم شد. در اینجا تعداد پهنه‌ها برابر با تعداد خطوط جذبی در نظر گرفته و به الگوریتم معرفی شد، در نتیجه نیاز به تعریف توسط کاربر ندارد. نتایج این مرحله در شکل ۸ نشان داده شده است.

۴-۳. برآورد نوفه

با توجه به این که در مرحله پیش پهنه‌های همگن جدا شده‌اند، در این مرحله به منظور برآورد نوفه در هر باند با استفاده از رگرسیون چندگانه، فقط از دو باند مجاور که بیشترین همبستگی را با آن دارند، به صورت زیر استفاده شد:

$$Z_i = \alpha Z_{i-1} + \beta Z_{i+1} + \xi_i \quad (15)$$

به گونه‌ای که در هر مرحله فقط دو متغیر ضریب رگرسیون محاسبه شد. پس از محاسبه متغیرهای رگرسیون، نوفه مربوط به هر پیکسل (ξ_i) محاسبه شد. پس از محاسبه نوفه تمام پیکسل‌های متعلق به هر پهنه، می‌توان مقادیر میانگین و انحراف معیار نوفه موجود در باند p ام و پهنه λ ام را از روابط زیر محاسبه کرد:

$$\mu_{i,j}^p = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n_{i,j}^p \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, k \quad (16)$$

$$\sigma_{i,j}^p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (n_{i,j}^p - \mu_{i,j}^p)^2}{M-1}}$$

در این روابط، k معرف تعداد پهنه‌ها و M نشان‌دهنده تعداد پیکسل‌های موجود در پهنه λ ام است. پس از برآورد نوفه هر پهنه در هر باند، مقدار نوفه کل باند از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\mu_p = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \sigma_{i,j}^p \quad (17)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^k (\mu_{i,j}^p - \mu_p)^2}{k-1}}$$

در این رابطه، σ_p نشان‌دهنده نوفه برآورد شده در باند p ام است. پس از برآورد نوفه کل، مقدار نسبت سیگنال به نوفه از رابطه (۱۴) محاسبه شد.

۵- ارزیابی نتایج

به منظور ارزیابی الگوریتم NETAL، این الگوریتم بر روی تصاویر شبیه‌سازی شده و همچنین بر روی داده‌های واقعی ابرطیفی اعمال شد.

۵-۱. اعمال الگوریتم به داده‌های شبیه‌سازی شده

ابتدا از تصویر شبیه‌سازی شده با تعداد مختلف عناصر خالص و مقادیر مختلف سیگنال به نوفه، استفاده شد. به منظور مقایسه نتایج، یک بار با استفاده از روش رگرسیون چندگانه، مقادیر سیگنال به نوفه و بار دیگر با استفاده از الگوریتم NETAL این پژوهش این مقادیر محاسبه شد. نتیجه مقایسه این دو در جدول ۲ آمده است.

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۲، مشخص می‌شود که نوفه برآورد شده توسط روش NETAL به مقادیر واقعی نزدیک‌تر است. در یک آزمایش دیگر، با استفاده از مقادیر SNR از 30-50 [dB] و در تکرارهای مختلف، مقادیر برآورد شده روش رگرسیون چندگانه و روش NETAL با همدیگر مقایسه شدند که نتایج آن در شکل ۹، نشان داده شده است؛ این مقایسه نشان می‌دهد که مقادیر برآورد شده با روش NETAL بهتر توانسته است مقدار نوفه را برآورد کند. برای بررسی این موضوع، مقادیر RMSE برای مقادیر برآورد شده و مقادیر واقعی برای هر دو روش محاسبه شد. مقادیر RMSE برای روش رگرسیون چندگانه برابر ۷/۲۶ و برای NETAL برابر ۶/۸۷ محاسبه شد.

۵-۲. اعمال الگوریتم به داده‌های واقعی

پس از ارزیابی الگوریتم NETAL با داده‌های شبیه‌سازی شده، این الگوریتم با استفاده

$$D(S_1, S_2, \dots, S_{k-1}; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k) = \frac{1}{B(\alpha)} \prod_{i=1}^k S_i^{\alpha_i-1} \quad (10)$$

$$0 < S_1 + \dots + S_{k-1} < 1$$

که در آن تابع بتا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$B(\alpha) = \frac{\prod_{i=1}^K \Gamma(\alpha_i)}{\Gamma(\sum_{i=1}^K \alpha_i)}, \quad \alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_k) \quad (11)$$

که در آن Γ تابع گاما است. همچنین میانگین و انحراف معیار این توزیع به صورت

زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha_0 = \sum_{i=1}^K \alpha_i \quad \text{که} \quad E[S_i] = \frac{\alpha_i}{\alpha_0}, \quad \text{Var}[S_i] = \frac{\alpha_i(\alpha_0 - \alpha_i)}{\alpha_0^2(\alpha_0 + 1)} \quad (12)$$

در اینجا به منظور تولید نوفه و اضافه کردن آن به داده‌ها، به صورت زیر عمل شد. اگر ماتریس کورولیشن نوفه به صورت $K_n = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_L^2)$ باشد، عناصر قطر اصلی را می‌توان به صورت یک تابع گوسی در باند $L/2$ به صورت زیر محاسبه کرد (Bioucas-Dias & Nascimento, 2008):

$$\sigma_i^2 = \sigma^2 \frac{e^{-\frac{(i-L/2)^2}{2\eta^2}}}{\sum_{j=1}^L e^{-\frac{(j-L/2)^2}{2\eta^2}}}, \quad i=1, 2, \dots, L \quad (13)$$

متغیر η نقش واریانس را در شکل گوسی بازی می‌کند که اگر به سمت بی‌نهایت رود، نشان‌دهنده نوفه سفید و اگر به سمت صفر میل کند، نشان‌دهنده نوفه یک باند است (Bioucas-Dias & Nascimento, 2008). در شکل ۳ نمایش مقادیر مختلف متغیر η نشان داده شده است.

از سوی دیگر، متغیر σ^2 مقدار کل انرژی نوفه را کنترل می‌کند. در این پژوهش مقادیر مختلف σ^2 که معادل با SNRهای متفاوت است، در نظر گرفته شد. به منظور محاسبه مقدار SNR می‌توان از رابطه زیر استفاده کرد (Nascimento, 2006):

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{E[S^T S]}{E[n^T n]} \quad (14)$$

پس از تولید نوفه، این نوفه به سیگنال اضافه شد (شکل ۴). در شکل‌های ۵ و ۶ تصویر شبیه‌سازی شده و داده‌های مرجع نشان داده شده است.

۴- اعمال الگوریتم پیشنهادی

اساس این الگوریتم برآورد نوفه با استفاده از خطوط جذبی است (Noise Estimation Through Absorption Lines) که از این پس NETAL نامیده می‌شود. روندنمای مراحل مختلف این پژوهش در شکل ۷ نشان داده شده است. بر اساس این روندنما، پس از تولید داده‌های شبیه‌سازی شده، ابتدا با استفاده از محاسبه متغیرهای جذبی در طیف هر پیکسل، تصویر به پهنه‌های همگنی تقسیم شد. تعداد پهنه‌ها معادل با تعداد باند‌های جذبی در نظر گرفته شد و نیاز به معرفی توسط کاربر نیست. پس از پهنه‌بندی تصویر، در هر پهنه نوفه با استفاده از روش رگرسیون چندگانه محاسبه شد و در نهایت نوفه کل، از جمع نوفه در هر پهنه به دست آمد.

۴-۱. محاسبه متغیرهای جذبی

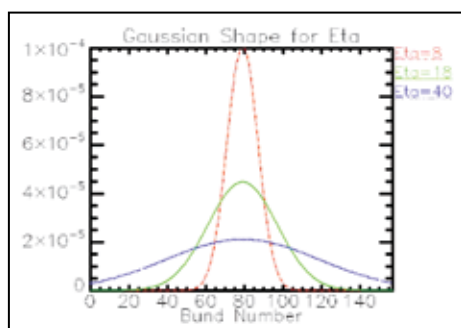
در این مرحله، با استفاده از تحلیل مشتق و استفاده از مشتق اول و دوم طیف هر پیکسل، محل و موقعیت خطوط جذبی، ژرفا و عرض هر خط جذبی برای هر پیکسل استخراج شد. به منظور حذف نقاط ناخواسته از عملیات هموار کردن با استفاده از فیلتر میانگین (رابطه ۹) استفاده شد.

۶- نتیجه گیری

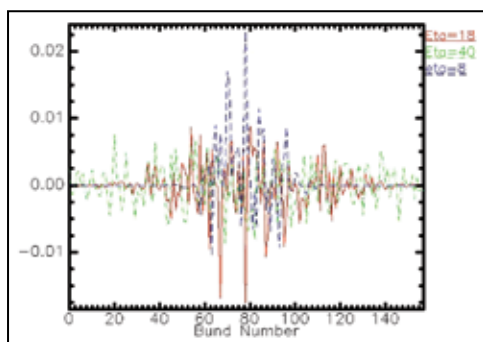
برآورد نوفه یکی از مسائل کلاسیک در تحلیل داده‌ها و همچنین در مباحث سنجش از دور و به‌ویژه در داده‌های ابرطیفی است. در تصاویر ابرطیفی ساده‌ترین روش برآورد نوفه، استفاده از روش اختلاف شیف است.

در این پژوهش، ابتدا با استفاده از محاسبه متغیرهای جذبی در طیف هر پیکسل، تصویر ماهواره‌ای به پهنه‌های همگنی تقسیم شد. تعداد پهنه‌ها معادل با تعداد باندهای جذبی در نظر گرفته شد و نیاز به معرفی توسط کاربر نیست. پس از پهنه‌بندی تصویر، در هر پهنه نوفه با استفاده از روش رگرسیون چندگانه بین دو باند مجاور، محاسبه شد و در نهایت نوفه کل، از جمع نوفه در هر پهنه به دست آمد.

برای ارزیابی این الگوریتم از داده‌های شبیه‌سازی شده با استفاده از کتابخانه طیفی در حالت‌ها و مقادیر SNR مختلف و همچنین داده‌های واقعی ابرطیفی استفاده شد. نتایج به دست آمده از این پژوهش نشان داد که با استفاده از این الگوریتم می‌توان نوفه را با سرعت و دقت مناسب برآورد کرد. الگوریتم NETAL در مقایسه با برآورد نوفه با روش رگرسیون چندگانه سرعت بالاتری دارد. دقت برآورد نوفه برابر و در بعضی حالات بهتر از رگرسیون چندگانه است.



شکل ۳ - نمودار گوسی به ازای مقادیر مختلف متغیر η .

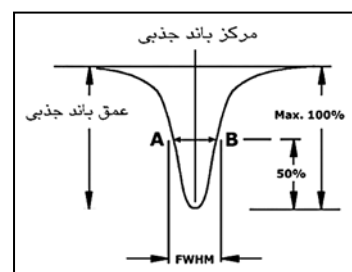


شکل ۴ - شکل نوفه تولیدی.

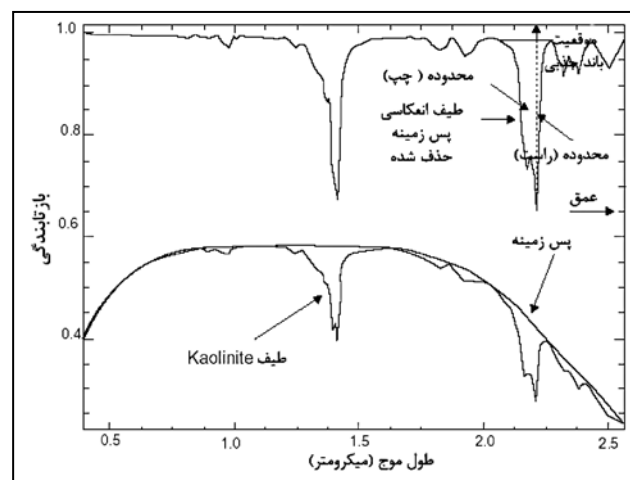
از داده‌های سنجنده AVIRIS مربوط به منطقه کوپرایت (Cuprite) نوادا نیز مورد آزمایش قرار گرفت. کوپرایت یک منطقه معدنی است که به عنوان یک منطقه آزمایشی استاندارد توسط پژوهشگران مختلف برای مقایسه الگوریتم‌های مختلف بر روی تصاویر ابرطیفی استفاده شده است. نقشه زمین‌شناسی و معدنی منطقه به صورت کامل موجود است و آن را می‌توان از منابعی چون (Swayze & Clark, 1992) تهیه کرد. داده مورد استفاده، تصویر 190×250 پیکسل و 224 باند مربوط به تاریخ ۱۹ ژوئن ۱۹۹۷ است.

نتایج اعمال الگوریتم NETAL در این پژوهش بر روی داده‌های واقعی ابرطیفی در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است.

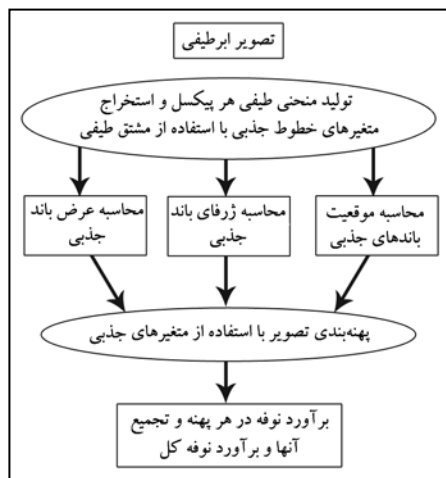
به منظور برآورد نوفه از سه روش رگرسیون چندگانه، روش پیشنهادی این پژوهش (NETAL) و روش اختلاف شیف استفاده شد. نتایج این مقایسه در جدول ۱ نشان داده شده است. با توجه به این جدول مشاهده می‌شود که مقادیر SNR به دست آمده از روش رگرسیون چندگانه و روش پیشنهادی در این پژوهش، با مقادیر واقعی همخوانی بیشتری دارند. مقادیر واقعی نسبت سیگنال به نوفه سنجنده AVIRIS به صورت متوسط بین ۲۰۰ تا ۶۰۰ است (Kruse & Boardman, 2002; Green & Eastwood, 2001) که با استفاده از رابطه (۱۴) این مقادیر بر حسب dB برابر 23 تا 27 dB محاسبه می‌شود.



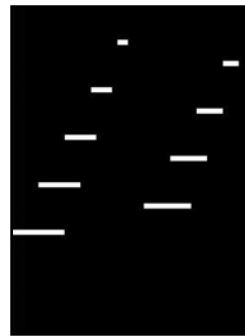
شکل ۱- نمایش FWHM در یک باند جذبی (Absorption- FWHM).



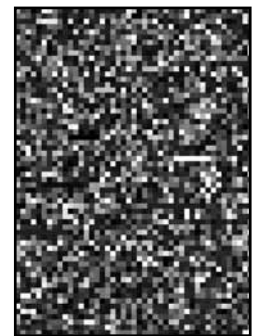
شکل ۲ - نمایش پدیده‌های جذبی در منحنی طیفی کائولینیت. منحنی زیرین بازتابندگی واقعی این ماده و منحنی بالایی بازتابندگی بهنجار شده آن را نسبت به بازتابندگی پس زمینه نمایش می‌دهد.



شکل ۷- روندنمای این پژوهش.



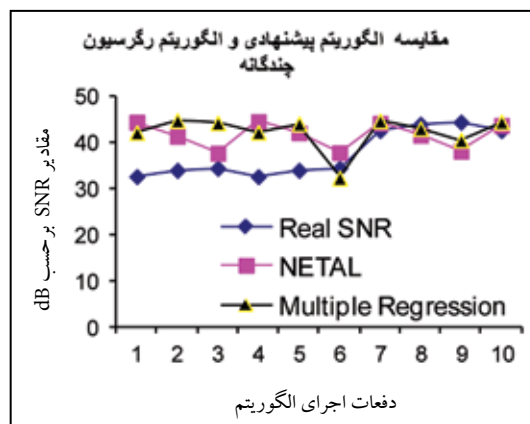
شکل ۶- تصویر محل و موقعیت اعضای خالص که به عنوان داده‌های مرجع مورد استفاده قرار می‌گیرد. ابعاد تصویر ۴۵×۶۵ پیکسل است.



شکل ۵- تصویر شبیه‌سازی شده که به آن نوفه اضافه شده است. ابعاد تصویر ۴۵×۶۵ پیکسل است.



شکل ۱۰- تصویر Aviris کوپرایت ترکیب رنگی $R=2/101$ ، $G=2/2008$ و $B=2/3402$ (میکرومتر).



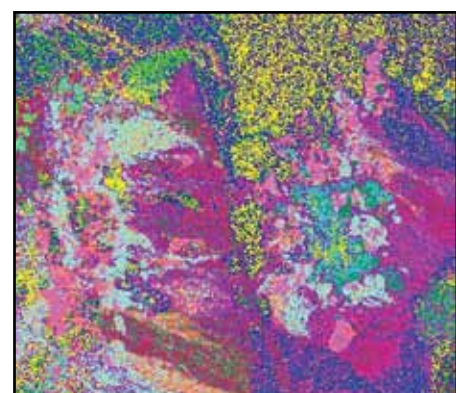
شکل ۹- مقایسه نتایج روش پیشنهادی NETAL و روش رگرسیون چندگانه با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده با مقادیر مختلف SNR و در ۱۰ تکرار مختلف. محور افقی این نمودار نشان‌دهنده دفعات تکرار و محور عمودی نشان‌دهنده مقادیر SNR برآورده شده توسط دو روش و مقدار واقعی آن است.



شکل ۸- نتیجه پهنه‌بندی تصویر با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K-means.

جدول ۱- مقایسه نتایج اعمال الگوریتم بر روی داده‌های Aviris.

مقدار SNR برآوردی	روش مورد استفاده
۲۳/۴۸۵۰	الگوریتم پیشنهادی
۲۴/۵۷۱۰	روش رگرسیون چندگانه
۱۳/۶۷۹۰	روش اختلاف شیف
۱۱/۸۷۹۷	روش اختلاف شیف و ترکیب آن با الگوریتم پیشنهادی



شکل ۱۱- نتیجه پهنه‌بندی تصویر با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K-means.

جدول ۲- مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی NETAL با الگوریتم رگرسیون چندگانه در داده‌های شبیه‌سازی شده.

P=9 (تعداد اعضای خالص)			P=5 (تعداد اعضای خالص)			P=3 (تعداد اعضای خالص)		
مقدار SNR برآوردی روش رگرسیون چندگانه [dB]	مقدار SNR برآوردی روش NETAL [dB]	مقدار SNR برآوردی روش رگرسیون چندگانه [dB]	مقدار SNR برآوردی روش NETAL [dB]	مقدار SNR برآوردی روش رگرسیون چندگانه [dB]	مقدار SNR برآوردی روش NETAL [dB]	مقدار SNR برآوردی روش رگرسیون چندگانه [dB]	مقدار SNR برآوردی روش NETAL [dB]	مقدار SNR برآوردی روش رگرسیون چندگانه [dB]
32.46	37.82	44.19	41.45	42.22	44.69	44.84	44.31	44.54
REAL SNR = 34.55 [dB]	REAL SNR = 34.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 32.75 [dB]
36.35	37.93	39.25	42.22	41.69	44.69	44.84	44.31	44.54
REAL SNR = 34.55 [dB]	REAL SNR = 34.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 32.74 [dB]
41.62	38.26	56.42	41.69	41.35	44.69	44.84	44.31	44.54
REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 32.75 [dB]
40.62	38	43.17	41.35	41.35	44.69	44.84	44.31	44.54
REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.55 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 44.10 [dB]	REAL SNR = 32.74 [dB]

References

- Bioucas-Dias, J. E. M., Nascimento J. E. M. P., 2008- Hyperspectral Subspace Identification. IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING., 46(8):2435-2445. MATLAB code for windows
- Connor, R. J. & Mosiman, J. E., 1969- Concepts of independence for proportions with a generalization of the Dirichlet distribution. Journal of the American Statistical Association 64: 194--206.
- Gao, L. R. & Zhang, B., 2008- A New Operational Method for Estimating Noise in Hyperspectral Images., IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS 5(1): 83-87.
- Green, R. O., Eastwood, M., 2001- Overview of AVIRIS Acquisitions in Argentina as Part of the NM EO-1 Campaign in 2001, Pasadena, CA : Jet Propulsion Laboratory, National Aeronautics and Space Administration .<http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris.freedata.html>.
- Kruse, F. A. & Boardman, J. W., 2002- Evaluation and Validation of EO-1 Hyperion for Geologic Mapping. IGARSS 2002, 24– 28 June 2002, Toronto, Canada.
- Mather, P. M., 1999- Computer Processing of Remotely Sensed Images, John Wiley & Sons.
- Nascimento, J. E. M. P., 2006- Unsupervised Hyperspectral Unmixing. Instituto Superior Tecnico, Universidade Tecnica De Lisboa. PhD Thesis.
- Roger, R. E., Arnold, J. F., 1996- Reliably estimating the noise in AVIRIS hyperspectral images. Int. J. Remote Sens. 17(10): 1951-1962.
- Swayze, G. A. & Clark, R. N., 1992- Ground-truthing aviris mineral mapping at cuprite, nevada. In Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geosciences Workshop: 47-49.
- Tsai, F. & Philpot, W., 1998- Derivative Analysis of Hyperspectral Data. REMOTE SENS. ENVIRON 66: 41-51.
- Van der Meer, F., 2004- Analysis of spectral absorption features in hyperspectral imagery. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 5: 55–68.
- Zhang, J. & Rivard, B., 2004- Derivative Spectral Unmixing of Hyperspectral Data Applied to Mixtures of Lichen and Rock. IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING 42(9).