

ارائه یک پیش‌پردازشگر مکانی طیفی جدید برای بهبود تجزیه طیفی تصاویر ابرطیفی

فاطمه کوکبی^۱، حسن قاسمیان^۲ و احمد کشاورز^۳

۱- دانشجوی دکتری مخابرات، دانشکده مهندسی برق - دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات -

تهران - ایران

fatemehkowkabi@miau.ac.ir

۲- استاد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تربیت مدرس - تهران - ایران

ghassemi@modares.ac.ir

۳- استادیار، دانشکده مهندسی - دانشگاه خلیج فارس - بوشهر - ایران

a.keshavarz@pgu.ac.ir

چکیده: هدف از تجزیه طیفی تصاویر ابرطیفی، استخراج امضاهای طیفی عناصر خالص تشکیل‌دهنده پیکسل‌های صحنه و فراوانی آن‌هاست. بیشتر الگوریتم‌های به‌کاررفته در فرآیند استخراج امضاهای طیفی، بدون آنکه ساختار و همبستگی مکانی پیکسل‌های تصویر را در نظر بگیرند، تنها به اطلاعات طیفی پیکسل‌های تصویر توجه کرده‌اند. به‌تازگی الگوریتم‌هایی پیاده‌سازی شده است که به کمک ترکیب اطلاعات مکانی و طیفی، فرآیند شناسایی عناصر خالص و تجزیه طیفی را بهبود می‌بخشند. در این مقاله، یک ماژول پیش‌پردازشگر جدید مکانی طیفی ارائه شده است؛ به طوری که پیکسل‌های نواحی مرزی به کمک نقشه کلاس به‌دست‌آمده از الگوریتم کلاسترینگ، بدون نظارت و پنجره همسایگی ۸تایی، میان دو یا چند ناحیه کلاستر را شناسایی و این نواحی ناهمگن مکانی را حذف می‌کنند. سپس به کمک محاسبه وزن خلوص طیفی پیکسل‌های غیرمرزی و آستانه‌گذاری، پیکسل‌های موجود در نواحی همگن مکانی و خالص طیفی را شناسایی می‌کنند تا طبقات استخراج عناصر خالص بعدی بتوانند با دقت و سرعت بیشتری، امضاهای طیفی را استخراج کنند. هدف ماژول مستقل پیشنهادی، کاهش خطای RMSE تصویر بازسازی‌شده و مدت زمان پردازش لازم برای استخراج عناصر خالص و بهبود معیار جدیدی به‌نام بازده نسبت به دیگر طبقات پیش‌پردازشگر موجود بر روی تصاویر ابرطیفی واقعی است.

واژه‌های کلیدی: تجزیه طیفی، تصاویر ابرطیفی، عناصر خالص، فراوانی، مکانی.

۱- مقدمه

هزاران کانال طیفی با رزولوشن طیفی بالا اندازه‌گیری می‌کنند. یکی از مشهورترین این نوع سنجنده‌ها، AVIRIS^۱ است. تنوع و تعدد کاربردهای تصاویر ابرطیفی سنجنش از دور در حوزه تجاری و نظامی بسیار وسیع است؛ از جمله آن‌ها می‌توان به مانیتورینگ زیست‌محیطی، شناسایی مواد معدنی، زمین‌شناسی، تشخیص نوع پوشش گیاهی و جنگلی، اکولوژی، اکتشاف نفت، تشخیص اعماق اقیانوس‌ها و... اشاره کرد؛ اما رزولوشن مکانی پایین تصاویر دریافت‌شده از چنین سنجنده‌های ابرطیفی، سبب آمیختگی

سنجنده‌های ابرطیفی، انرژی الکترومغناطیسی منعکس‌شده از مناطق مختلف را به صورت صداها و یا

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۴/۰۴/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۵/۰۲

نام نویسنده مسئول: حسن قاسمیان

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - دانشگاه تربیت مدرس -

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

پیش‌پردازشگر مستقل، قبل از الگوریتم‌های استخراج عناصر خالص، فرآیند شناسایی عناصر خالص را به نواحی همگن و خالص طیفی هدایت می‌کنند. با این حال، چنین پیش‌پردازشگرهایی دارای ساختاری نسبتاً پیچیده با مدت زمان پیش‌پردازش نسبتاً زیاد است [۱۴]. همچنین به‌کارگیری بعضی از این پیش‌پردازشگرها قبل از طبقات استخراج عناصر خالص سبب می‌شوند که خطای RMSE بازسازی تصویر، به‌طور مطلوبی کاهش نیابد [۱۹-۱۴]؛ بنابراین در این مقاله، یک طبقه پیش‌پردازشگر جدید و مستقل با بهره‌گیری از اطلاعات مکانی طیفی پیشنهاد شده است که از نظر پیاده‌سازی، ساده و سریع است و دارای قابلیت بهبود خطای RMSE و کاهش مدت زمان لازم برای استخراج امضاهای طیفی عناصر خالص است. با پیاده‌سازی این روش، نواحی ناهمگن مکانی که متشکل از مرزهای مکانی نقشه کلاستر بوده است و بیشترین احتمال وجود پیکسل‌های آمیخته را دارد، به کمک پنجره همسایگی ۸تایی، شناسایی و حذف می‌شود و سپس وزن خلوص طیفی پیکسل‌های غیرمرزی (همگن مکانی) محاسبه می‌شود [۲۰]. سپس به‌وسیله آستانه‌گذاری اتوماتیک روی وزن خلوص طیفی پیکسل‌های قرارگرفته [۲۱] در نواحی همگن مکانی، پیکسل‌های خالص طیفی شناسایی می‌شوند. فرض پیش‌پردازشگر پیشنهادی آن است که عناصر خالص از داخل نواحی همگن مکانی و خالص طیفی انتخاب می‌شوند (همچون الگوریتم‌های SPP و SSPP). بنابراین پیکسل‌های مناسب انتخاب‌شده با این پردازشگر به بخش استخراج عناصر خالص طیفی ارسال می‌شوند تا در این بخش امضاهای طیفی عناصر خالص از میان پیکسل‌های ارسالی شناسایی شوند. همچنین در این مقاله معیار جدیدی به‌نام بازده (Efficiency) ارائه شده است که از این معیار به‌منظور مقایسه روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها به کار می‌رود. نتایج آزمایش‌ها بر روی سه تصویر ابرطیفی واقعی AVIRIS با نام‌های Indian Pines، Salinas و Cuprite و مقایسه آن با روش‌های موجود، نشان‌دهنده آن است که ترکیب الگوریتم پیشنهادی با بخش استخراج عناصر خالص و بهره‌گیری از اطلاعات مکانی و طیفی، سبب کاهش پیچیدگی محاسباتی و تسریع در فرآیند استخراج امضای

انعکاس‌های طیفی مواد تشکیل‌دهنده صحنه در سطح پیکسل‌های تصویر می‌شود. بنابراین در یک دهه اخیر، تجزیه طیفی و استخراج امضای طیفی مواد تشکیل‌دهنده صحنه (عناصر خالص)، نقش مهمی در پردازش داده ابرطیفی سنجش از دور و کاربردهای مختلف آن ایفا کرده است [۱-۲]. در این روش، ابتدا تعداد عناصر خالص به کمک روش‌های NWHFC^۱ و یا Hysime^۲ تخمین زده می‌شود [۳-۴]؛ سپس امضاهای طیفی عناصر خالص به کمک الگوریتم‌های استخراج عناصر خالص شناسایی می‌شود [۱-۲] و درنهایت به کمک روش‌های تخمین فراوانی، درصد حضور هر عنصر خالص در کلیه پیکسل‌های تصویر تعیین می‌شود [۵-۷]. بنابراین انعکاس طیفی اندازه‌گیری‌شده در هر پیکسل تصویر را می‌توان به‌صورت ترکیب خطی از امضای طیفی عناصر خالص سازنده‌اش که به‌وسیله بردار فراوانی‌هایشان وزن‌دهی می‌شوند، بازسازی کرد. در اکثر الگوریتم‌های استخراج عناصر خالص [۸-۱۳] تنها به ویژگی و اطلاعات طیفی پیکسل‌های تصویر ابرطیفی بدون در نظر گرفتن ساختار و همبستگی مکانی آن‌ها توجه می‌شود که از جمله آن‌ها می‌توان به چهار الگوریتم مشهور در این زمینه اشاره کرد: OSP (Orthogonal Subspace Projection) [۸]، VCA (Vertex Component Analysis) [۹]، Finder [۱۰] و IEA (Iterative Error Analysis) [۱۱]. به هر حال یکی از ویژگی‌های متمایز پیکسل‌های تصویر سنجش از دور، نمایش مکانی آن‌ها در دو بعد است. اگر از اطلاعات مکانی پیکسل‌های تصویر در پردازش داده‌های تصویر ابرطیفی استفاده نشود، نتایج به‌دست‌آمده از استخراج عناصر خالص مربوط به تصویری که دارای پیکسل‌های با توزیع تصادفی است، با نتایج به‌دست‌آمده از استخراج عناصر خالص مربوط به تصویر دارای ساختار پیکسل‌های منظم، یکسان است. بدین ترتیب اهمیت به‌کارگیری اطلاعات مکانی در کنار اطلاعات طیفی مشخص می‌شود [۱۴-۲۰]. به‌تازگی الگوریتم‌هایی همچون Spatial Preprocessing (SPP) [۱۴] و Spatial Spectral Preprocessing (SSPP) [۱۵] پیشنهاد شده است که به کمک ترکیب اطلاعات مکانی و طیفی در یک طبقه

فراوانسی پیکسل دلخواه \mathbf{I} است.
 $E = [E_1, E_2, \dots, E_N]_{B \times N}$ نیز بیانگر ماتریس خطا بوده
 است که E_i شناسنده بردار خطای مدلینگ پیکسل دلخواه i
 ام است. همچنین تصویر ابرطیفی، B باند طیفی دارد.

$$Y = M\alpha + E \quad (1)$$

معادله (۲)، بردارهای فراوانی α_i را با دو شرط
 نامنفی بودن و جمع پذیری محدود می کند.

$$i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^p \alpha_{i,j} = 1, \alpha_{i,j} \geq 0, j = 1, 2, \dots, p$$

۲-۲- طبقات پیش پردازشگر مکانی طیفی

در این زیربخش، دو ماژول پیش پردازشگر مکانی طیفی
 SPP و SSPP به طور خلاصه توضیح داده شده است.

الف- پیش پردازشگر SPP

در این روش از اطلاعات مکانی در ماژول پیش پردازش
 قبل از بخش شناسایی و استخراج عناصر خالص استفاده
 می شود. فرض مهم طبقه پیش پردازشگر مذکور، انتخاب
 عناصر خالص از درون نواحی همگن مکانی است؛ زیرا
 احتمال وجود پیکسل های خالص درون نواحی همگن
 مکانی بیشتر از نواحی گذر است.

در این ماژول برای هر بردار پیکسل، یک ضریب
 اسکالر مکانی به نام $\rho(i, j)$ تعریف می شود که بیانگر
 شباهت طیفی پیکسل های درون پنجره مکانی به مرکزیت
 پیکسل مدنظر است. سپس از این مقدار اسکالر جهت
 وزن دهی اهمیت اطلاعات طیفی تخصیص داده شده به
 پیکسل مدنظر استفاده می شود. یکی از مزایای مهم این
 روش آن است که تنها پارامتر ورودی بخش پیش پردازش،
 اندازه پنجره مکانی است. همچنین نیاز به اصلاح و تغییرات
 الگوریتم استخراج عناصر خالص طبقه بعد نیست.

ب- پیش پردازشگر SSPP

در این روش از یک طبقه پیش پردازش مکانی - طیفی
 قبل از طبقه استخراج عناصر خالص استفاده می شود. ماژول

طیفی عناصر خالص می شود؛ به طوری که بر بهبود دقت
 تجزیه طیفی، صرفه جویی در زمان و کاربردهای زمان واقعی
 تاثیرگذار است.

این مقاله دربردارنده ۵ بخش است. در بخش ۲،
 ماژول های پیش پردازشگری که به کمک ترکیب اطلاعات
 مکانی و طیفی قبل از طبقات استخراج عناصر خالص
 پیاده سازی می شوند، به طور خلاصه مرور شده است. در
 بخش ۳، اصول عملکرد طبقه پیش پردازشگر پیشنهادی ارائه
 شده است. در بخش ۴، نتایج آزمایش ها بر روی سه تصویر
 ابرطیفی واقعی Indian Pines، Salinas، و Cuprite،
 ارزیابی و الگوریتم پیشنهادی با روش های موجود مقایسه
 شده است و در بخش ۵، نتیجه گیری و فعالیت های آینده
 بیان شده است.

۲- مروری بر فرآیند تجزیه طیفی و

الگوریتم های پیش پردازشگر مکانی طیفی

موجود

در این بخش به طور خلاصه اصول اولیه فرآیند تجزیه
 طیفی خطی و ماژول های پیش پردازش مبتنی بر ترکیب
 اطلاعات مکانی و طیفی ارائه شده است.

۲-۱- فرآیند تجزیه طیفی خطی

همان طور که پیش از این بیان شد، تجزیه طیفی،
 فرآیندی است که انعکاس طیفی پیکسل های تصویر
 دریافت شده از سنحدهای ابرطیفی سنجش از دور را به
 امضای طیفی عناصر خالص سازنده اش و فراوانی های
 مربوطه تجزیه می کند. اگر مجموعه بردارهای پیکسل تصویر
 به صورت $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]_{B \times N}$ نمایش داده شود،
 y_i انعکاس طیفی اندازه گیری شده از پیکسل دلخواه \mathbf{I} ام و
 ستون های ماتریس M ، درواقع، شناسنده p ، امضای طیفی
 عناصر خالص استخراجی هستند. N نیز شناسنده تعداد
 پیکسل های تصویر است. توصیف فرآیند تجزیه طیفی خطی
 در معادله (۱) نشان داده شده است و مجموعه بردارهای
 فراوانی تصویر به صورت ماتریس $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]_{p \times N}$
 نمایش داده شده است؛ به طوری که α_i شناسنده بردار

بخش استخراج عناصر خالص برای شناسایی امضاهای طیفی آنها ارسال می‌شوند.

۳- الگوریتم پیش‌پردازشگر پیشنهادی

در این مقاله به کمک ترکیب اطلاعات خلوص طیفی و همگنی مکانی و پیاده‌سازی آن‌ها در یک ماژول مستقل، پیکسل‌های مناسب برای طبقه استخراج عناصر خالص شناسایی می‌شوند. فرض مهم طبقه پیش‌پردازشگر پیشنهادی نیز همچون دو طبقه SPP و SSPP آن است که عناصر خالص از درون نواحی همگن مکانی انتخاب می‌شوند؛ زیرا احتمال وجود پیکسل‌های خالص درون نواحی همگن مکانی بیشتر از نواحی گذر (لبه) است. همچنین قابلیت الگوریتم پیشنهادی، آن است که نیازی به تغییرات طبقه استخراج عناصر خالص بعدی نیست.

مزیت اصلی الگوریتم پیشنهادی نسبت به دو الگوریتم مذکور، ساختار ساده آن است که این امر سبب کاهش زمان پیش‌پردازش و افزایش قابلیت آن در کاربردهای زمان واقعی می‌شود. بلوک دیاگرام الگوریتم پیش‌پردازشگر پیشنهادی در شکل (۱) نمایش داده شده است. ورودی الگوریتم پیشنهادی، تصویر ابرطیفی و نقشه کلاستر تصویر مذکور با p ناحیه است (p شناسنده تعداد عناصر تخمینی به کمک روش‌های NWHFC و یا Hysime است). خروجی الگوریتم نیز پیکسل‌های خالص طیفی و همگن مکانی است. مراحل لازم برای اجرای الگوریتم پیشنهادی در زیر آمده است:

مذکور می‌تواند سبب کاهش پیچیدگی و زمان محاسباتی طبقات بعد، بدون نیاز به اصلاح این طبقات شود؛ همچون الگوریتم SPP. فرض مهم روش مذکور، انتخاب عناصر خالص از درون نواحی همگن مکانی است.

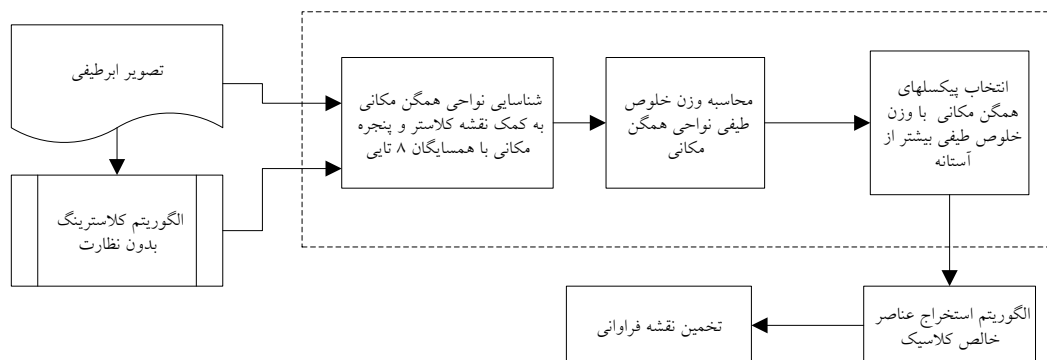
در این روش از یک فیلتر گوسی پایین‌گذر $G(i, j)$ با میانگین صفر و انحراف استاندارد σ برای تعیین پارامتر همگنی مکانی برای تمامی پیکسل‌های تصویر با موقعیت (i, j) استفاده می‌شود.

$$G(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}} \quad (۳)$$

اگر $y(i, j)$ شناسنده بردار طیفی اندازه‌گیری شده در پیکسل تصویر با موقعیت (i, j) و $\hat{y}(i, j)$ نیز بیانگر بردار طیفی بازسازی شده همان پیکسل با الگوریتم استخراج عناصر خالص و الگوریتم تخمین بردار فراوانی (به کمک روش FCLS) باشد، آنگاه اندیس همگنی مکانی در طبقه پیش‌پردازشگر SSPP با معادله (۴) محاسبه می‌شود.

$$RMSE(y(i, j), \hat{y}(i, j)) = \left(\sum_{k=1}^B (y_k(i, j) - \hat{y}_k(i, j))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (۴)$$

همچنین به کمک الگوریتم کلاسترینگ صورت گرفته روی تصویر ابرطیفی، با استفاده از متغیر از پیش تعریف شده ρ ، درصدی از پیکسل‌های موجود در هر کلاستر انتخاب می‌شوند که دارای اندیس همگنی مکانی بیشتر از آستانه هستند. همچنین به کمک پارامتر β ، درصدی از پیکسل‌های موجود در هر کلاستر با بیشترین خلوص طیفی انتخاب می‌شوند. سپس پیکسل‌هایی که وزن خلوص طیفی بالاتری داشته‌اند و از نظر مکانی نیز همگن‌تر هستند، به



شکل (۱): بلوک دیاگرام الگوریتم پیش‌پردازش پیشنهادی

تعیین شده مجموعه K به کمک معادله (۶) تصویرسازی می‌شوند.

$$y_{p,i} = k_i^T y; \text{ if } y \in Y_{\text{notborder}} \quad (6)$$

حال اگر برای هر بردار ویژه k_i ، مقادیر حداقل و حداکثر پیکسل‌های غیرمرزی تصویر شده به ترتیب با مقادیرهای $\min(y_{p,i})$ و $\max(y_{p,i})$ نشان داده شود، مقدار میانگین این دو کران، طبق معادله (۷) با $Exmean_i$ روی بردار ویژه مدنظر k_i مشخص می‌شود.

$$Exmean_i = (\max(y_{p,i}) + \min(y_{p,i})) / 2 \quad (7)$$

نحوه محاسبه وزن خلوص طیفی برای پیکسل غیرمرزی $y_j \in Y_{\text{notborder}}$ روی بردار ویژه k_i در معادله (۸) نشان داده شده است. پیکسل‌هایی که در کران بردارهای ویژه قرار می‌گیرند، دارای بیشترین وزن و پیکسل‌هایی که در مرکز کران‌های بردار ویژه قرار می‌گیرند، دارای وزن خلوص طیفی صفر هستند.

$$w_{ki}(y_j) = |Exmean_i - k_i^T y_j| / |Exmean_i - \max(y_{p,i})| \quad (8)$$

برای محاسبه وزن خلوص طیفی کل برای هر پیکسل غیرمرزی، از معادله (۹) استفاده می‌شود؛ به طوری که وزن خلوص طیفی کل، برابر با جمع تک‌تک وزن‌های طیفی پیکسل مدنظر $w_{ki}(y_j)$ روی کل s بردار ویژه است [۱۵].

$$w_T(y_j) = \sum_{i=1}^s w_{ki}(y_j) \quad (9)$$

۳- انتخاب پیکسل‌های نواحی همگن مکانی با وزن خلوص طیفی بزرگ‌تر از مقدار آستانه: با انتخاب آستانه اتوماتیک، بدون نیاز به مداخله اپراتور و با بهره‌گیری از تکنیک otsu پیکسل‌های غیرمرزی که دارای وزن خلوص طیفی بیشتر از مقدار آستانه هستند، به عنوان پیکسل‌های خالص طیفی از درون نواحی همگن مکانی (نواحی غیر مرزی) انتخاب می‌شوند [۲۱].

۴- در نهایت، پیکسل‌های شناسایی شده به بخش الگوریتم استخراج عناصر خالص ارسال می‌شوند تا در این طبقه، امضاهای طیفی عناصر خالص استخراج شوند.

۱- شناسایی نواحی همگن مکانی به کمک نقشه کلاستر و پنجره مکانی با همسایگی ۸تایی: به کمک الگوریتم کلاسترینگ، تمامی پیکسل‌های تصویر برچسب‌گذاری می‌شوند و نقشه کلاستر با p ناحیه تولید می‌شود. در اولین گام این الگوریتم، پیکسل‌هایی که در لبه‌های مکانی نقشه کلاستر و در مرز میان دو و یا چند ناحیه (کلاستر) واقع شده‌اند، شناسایی می‌شوند و به عنوان پیکسل‌های ناهمگن مکانی در نظر گرفته می‌شوند. بدین منظور از یک پنجره مکانی لغزان 3×3 ، با ۸ همسایگی استفاده می‌شود. این پنجره مکانی بر روی کلیه پیکسل‌های تصویر، لغزانه می‌شود. اگر برچسب کلاستر پیکسل مرکزی پنجره مکانی با برچسب کلاستر کلیه پیکسل‌های همسایه قرار گرفته در پنجره مدنظر یکسان باشد، پیکسل مرکزی، همگن مکانی در نظر گرفته می‌شود. بالعکس، اگر برچسب کلاستر یکی از پیکسل‌های همسایه، متفاوت با برچسب پیکسل مرکزی باشد، پیکسل مرکزی، مرزی و ناهمگن در نظر گرفته می‌شود. علت حذف پیکسل‌های نواحی مرزی، آن است که احتمال وجود پیکسل‌های آمیخته در مرز، میان نواحی کلاستر، بیشتر از نواحی درون آن‌هاست؛ بنابراین به کمک تکنیک کلاسترینگ (خوشه‌بندی) و پنجره مکانی لغزان با ۸ همسایگی، پیکسل‌های مرزی که احتمال آمیخته شدن امضاهای طیفی عناصر خالص در آن‌ها زیاد است، شناسایی و حذف می‌شوند.

۲- محاسبه وزن خلوص طیفی نواحی همگن مکانی (پیکسل‌های غیرمرزی): اگر مجموعه پیکسل‌های غیرمرزی و نواحی همگن مکانی تصویر ابرطیفی به صورت ماتریس $Y_{\text{notborder}}$ نمایش داده شود (در آن $N1$ تعداد پیکسل‌های همگن مکانی است) آنگاه می‌توان به کمک تبدیل مؤلفه اصلی (PCA)، s بردار ویژه مربوط به بزرگ‌ترین مقادیر ویژه پیکسل‌های غیرمرزی تصویر ابرطیفی تولید می‌شود و در مجموعه K قرار داده می‌شود (معادله ۵).

$$Y_{\text{notborder}} = [y_1, y_2, \dots, y_{N1}]_{B \times N1} \quad (5)$$

$$K = [k_1, k_2, \dots, k_s]_{B \times s}$$

سپس کل پیکسل‌های غیرمرزی و همگن مکانی باقیمانده $Y_{\text{notborder}}$ بر روی مجموعه بردارهای ویژه

طیفی در آزمایش‌ها و شبیه‌سازی‌ها به کار می‌رود. در شکل (۲)، ۱۰۰ امین باند طیفی دره Salinas نمایش داده شده است. به کمک تکنیک NWHFC با $p_{FA} = 10^{-5}$ ، تعداد ۲۲ عنصر خالص تخمین زده شده است که در آزمایش‌ها تنها ۱۶ عنصر خالص در نظر گرفته می‌شود؛ زیرا از مجموع ۲۲ عنصر خالص، تعدادی از آن‌ها تکراری بوده است و امضای طیفی، عناصر خالص یکسانی را تشکیل می‌دهند.



شکل (۲): نمایش باند طیفی ۱۰۰ ام تصویر Salinas

۴-۲- تصویر ابرطیفی واقعی Indian Pines

تصویر مذکور به کمک سنجنده AVIRIS از شمال‌غربی Indian Pines در سال ۱۹۹۲ دریافت شده است^۳ و نواحی کشاورزی و جنگلی را پوشش می‌دهد. پس از حذف ۲۰ باند طیفی، به دلیل جذب بخار آب و سیگنال به نویز پایین، تنها ۲۰۰ کانال رادیانس در شبیه‌سازی‌ها استفاده می‌شود. تصویر مذکور دارای رزولوشن مکانی ۲۰ متر و رزولوشن رادیومتریک ۱۶ بیت است. به کمک تکنیک NWHFC با $p_{FA} = 10^{-3}$ ، ۱۸ عنصر خالص برای تصویر مذکور تخمین زده می‌شود. شکل (۳)، ۱۰۰ امین باند طیفی تصویر Indian Pines را نمایش می‌دهد.



شکل (۳): نمایش باند طیفی ۱۰۰ ام تصویر Indian Pines

همچنین نقشه‌های فراوانی به کمک مدل FCLS و با به‌کارگیری معادلات (۱) و (۲) تخمین زده می‌شود [۵]. در این مقاله از فرض ترکیب خطی امضاها طیفی عناصر خالص طیفی در سطح پیکسل‌های تصویر استفاده می‌شود و این به دلیل پیاده‌سازی آسان، محاسبات ساده و نتایج معقولی است که از مدل خطی حاصل می‌شود؛ به طوری که تقریبی پذیرفتنی در بسیاری از مکانیزم‌های پخش نور در کاربردهای واقعی دارد. همچنین، علت حذف پیکسل‌های قرارگرفته در مرز مکانی نواحی کلاستر، آن است که احتمال وجود عناصر خالص در نواحی همگن درون کلاستر بیشتر از مرزهای (لبه‌های) مکانی بین آن‌هاست. الگوریتم پیشنهادی، سبب کاهش شدید در مدت زمان پردازش لازم استخراج عناصر خالص طبقه بعد می‌شود؛ زیرا این الگوریتم، نواحی آمیخته طیفی و ناهمگن مکانی را حذف می‌کند و طبقه استخراج عناصر خالص، تنها بر روی پیکسل‌های شناسایی شده مازول پیشنهادی، جهت استخراج عناصر خالص استفاده می‌کند. هدف مازول پیشنهادی، بهبود خطای RMSE میان تصویر بازسازی شده و تصویر مرجع و کاهش مدت زمان پردازش استخراج عناصر خالص است. همچنین در این مقاله، معیار جدیدی به نام بازده (Efficiency) ارائه شده است که از این معیار به منظور مقایسه روش پیشنهادی با الگوریتم‌های کلاسیک SPP و SSPP استفاده می‌شود. در بخش ۴، آزمایش‌ها بر روی سه تصویر ابرطیفی واقعی AVIRIS با نام‌های Salinas, Indian Pines, و Cuprite، اجرا و نتایج آن ارائه می‌شود.

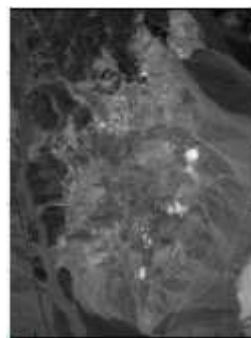
۴- نتایج آزمایش‌ها و شبیه‌سازی‌ها

۴-۱- تصویر ابرطیفی واقعی Salinas

تصویر مذکور به کمک سنجنده AVIRIS از دره Salinas در جنوب California گرفته شده است؛ به طوری که زمین‌های کشاورزی را پوشش می‌دهد. این تصویر دارای ۵۱۲ سطر و ۲۱۷ ستون و ۲۲۴ کانال طیفی است. به دلیل تأثیرات وجود پدیده‌های بخار آب و نویز، چندین کانال طیفی حذف شده است و مجموعاً ۲۰۴ باند

۴-۳- تصویر ابرطیفی واقعی Cuprite

مشهورترین تصویر ابرطیفی به کاررفته در مقایسه روش‌های تجزیه طیفی، تصویر اوپریس Cuprite است که به صورت آنالین موجود است^۴. بخشی از این تصویر که در شبیه‌سازی‌ها استفاده شده است، مربوط به یک زیربخش از تصویر کلی با $191 * 250$ پیکسل است که دارای 224 باند طیفی با طول موج 0.4 تا 2.5 میکرومتر است. چندین باند طیفی به علت جذب بخار آب و سیگنال به نویز پایین، حذف می‌شوند و پس از تصحیحات اتمسفری، به صورت واحدهای انعکاسی جمع‌آوری شده است که مجموعاً 188 باند طیفی در شبیه‌سازی‌ها به کار می‌رود. شکل (۴)، 100 امین باند طیفی تصویر Cuprite را نمایش می‌دهد. تصویر مذکور از مواد معدنی تشکیل شده است که امضای طیفی بیشتر آن‌ها در کتابخانه USGS موجود است. یک تخمین مناسب از تعداد عناصر خالص برابر با 14 به کمک روش $NWHFC$ و $10^{-6} - 10^{-4}$ p_{FA} است.



شکل (۴): نمایش باند طیفی 100 ام تصویر Cuprite

۴-۴- معیارهای مقایسه شده

از معیار خطای RMSE میان تصویر بازسازی می‌شود و تصویر مرجع، جهت مقایسه و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی با دیگر روشها استفاده می‌شود. اگر y_l انعکاس طیفی اندازه‌گیری شده در باند l در پیکسل با موقعیت (i, j) باشد و \hat{y}_l انعکاس طیفی بازسازی شده در باند l از ماتریس M و بردارهای فراوانی تخمین زده شده (از الگوریتم FCLS) در همان موقعیت باشد، خطای RMSE بازسازی میان

تصویر اولیه اندازه‌گیری شده y_T و تصویر بازسازی شده \hat{y}_T با معادله (۱۰) تعریف می‌شود؛ البته با فرض آنکه تصویر ابرطیفی دارای r سطر، c ستون و B باند طیفی است [۱۴-۲۰].

$$RMSE(y_T, \hat{y}_T) = (1/(r \times c)) \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c ((1/B) \sum_{l=1}^B [y_l(i, j) - \hat{y}_l(i, j)]^2)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

همچنین معادله (۱۱)، معیار جدیدی به نام بازده تعریف می‌کند؛ به طوری که می‌تواند عملکرد الگوریتم پیشنهادی را نسبت به دیگر طبقات پیش‌پردازش دیگر مقایسه و ارزیابی کند [۲۰].

$$efficiency = \left(\frac{RMSE_{noprep}}{RMSE_{withprep}} \times \frac{Etime_{noprep}}{Etime_{withprep}} \right) \quad (11)$$

در این رابطه، $RMSE_{noprep}$ بیانگر مقدار خطای RMSE بدون طبقه‌بندی پیش‌پردازش و $RMSE_{withprep}$ نشان‌دهنده مقدار خطای RMSE با طبقه‌بندی پیش‌پردازش است. همچنین $Etime_{noprep}$ شناسنده مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص، بدون طبقه‌بندی پیش‌پردازش و $Etime_{withprep}$ نشان‌دهنده مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص به همراه طبقه‌بندی پیش‌پردازش است.

۴-۵- نتایج به دست آمده از به کارگیری الگوریتم

پیشنهادی بر روی تصاویر ابرطیفی واقعی

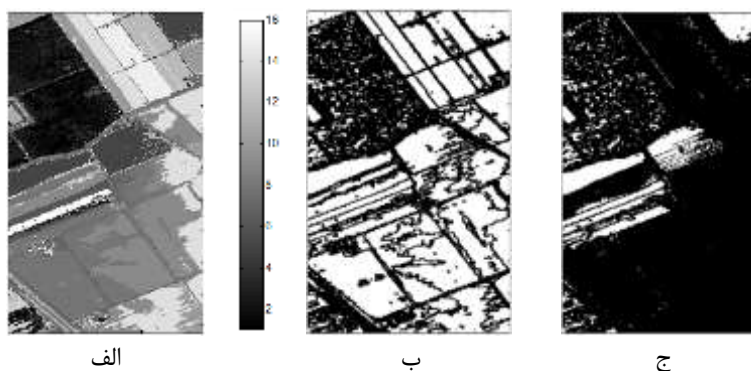
نتایج به دست آمده از به کارگیری الگوریتم پیشنهادی بر روی تصویر Salinas در شکل (۵) نشان داده شده است. در قسمت (الف): نقشه کلاستر با 16 ناحیه؛ (ب): پیکسل‌های غیر مرزی با رنگ سفید و (ج): پیکسل‌های غیرمرزی و خالص طیفی با رنگ سفید نمایش داده شده است. از مجموع 111104 پیکسل (شکل ۵ - الف) موجود در مکعب داده تصویر Salinas (با 512 سطر و 217 ستون)، 59746 پیکسل آن غیرمرزی (شکل ۵ - ب) و 13836 پیکسل آن به عنوان پیکسل‌های غیرمرزی و خالص

است و عملکرد مناسب طرح پیشنهادی را نمایش می‌دهد. همچنین مدت زمان پیش‌پردازش، مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص و مدت زمان پردازش کل (مدت زمان پیش‌پردازش + مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص) برای تصویر Salinas در جدول (۲) ذکر شده است. همان‌طور که در این جدول نیز مشاهده می‌شود، مدت زمان پیش‌پردازش و مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص با به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های موجود (به‌جز ترکیب SSPP با VCA) کاهش یافته است. تنها در حالت ترکیب الگوریتم پیشنهادی با VCA، مدت زمان پردازش کل، نسبت به زمانی که VCA تنها به کار رود، کمی افزایش یافته است (توجه شود که در حالت ترکیب الگوریتم پیشنهادی با VCA، مدت زمان استخراج عناصر خالص با روش VCA از ۷,۲۸ به ۳,۵۱ ثانیه کاهش یافته است؛ اما به دلیل سپری‌شدن مدت زمان ۵,۸۸ ثانیه در طبقه پیش‌پردازش در تصویر Salinas کل مدت زمان پردازش افزایش یافته است که این اختلاف زمانی در خور صرف‌نظر است). بنابراین الگوریتم پیشنهادی می‌تواند مدت زمان استخراج عناصر خالص و خطای RMSE تصویر بازسازی شده را کاهش دهد (به شکل ۶ و جدول ۲ توجه شود). با به‌کارگیری مازول پیش‌پردازش SSPP پیش از بخش استخراج عناصر خالص IEA، مدت زمان استخراج امضاهای طیفی بسیار طولانی شده است؛ به‌طوری‌که مقادیر بازده و زمان پردازش برای الگوریتم مذکور به‌ترتیب در جداول (۱) و (۲) ذکر نشده است.

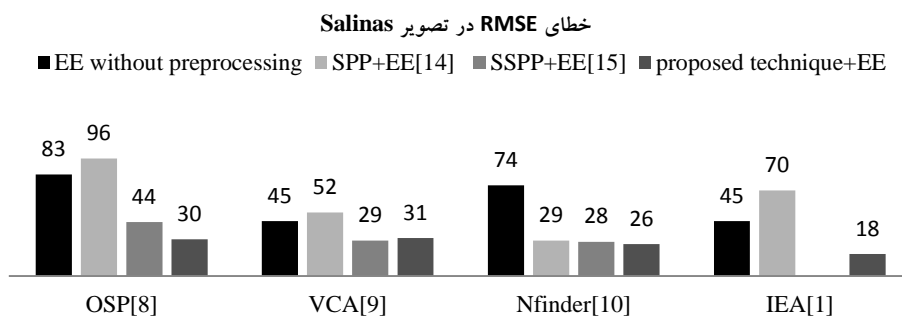
طیفی (شکل ۵ - ج) به کمک آستانه‌گذاری تکنیک otsu انتخاب شده است و به بخش استخراج عناصر خالص برای تولید امضاهای طیفی ارسال می‌شوند.

۴ الگوریتم استخراج عناصر خالص مشهور OSP, VCA, IEA و N-Finder برای شناسایی امضاهای طیفی در آزمایش‌ها به کار می‌رود. در شکل (۶) هنگامی که الگوریتم پیشنهادی، SSPP و SPP پیش از بخش‌های استخراج عناصر خالص مذکور به کار می‌روند، متوسط خطای RMSE روی کلیه پیکسل‌های تصویر (معادله ۱۰) مقایسه شده است (در الگوریتم SPP از پنجره مکانی با ابعاد 3×3 استفاده شده است [۱۴]). همچنین در الگوریتم SSPP از $\rho = 50$ و $\beta = 30$ استفاده می‌شود [۱۵]. همان‌طور که از نتایج این شکل مشاهده می‌شود، متوسط خطای RMSE الگوریتم پیشنهادی نسبت به SPP و SSPP در ترکیب با ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP, VCA, N-Finder و IEA بهبود یافته است (به جز ترکیب SSPP+VCA که خطای RMSE نسبت به ترکیب روش پیشنهادی با VCA به میزان ۲ واحد کاهش یافته است).

در این مقاله، اطلاعات مربوط به معیار جدید تعریف‌شده با نام بازده و مقایسه مقدار آن در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم SSPP و SPP در جدول (۱) ذکر شده است. بازده ترکیب الگوریتم پیشنهادی با بخش استخراج عناصر خالص بهتر از بازده ترکیب آن‌ها با الگوریتم SPP و SSPP (به جز ترکیب SSPP+VCA)



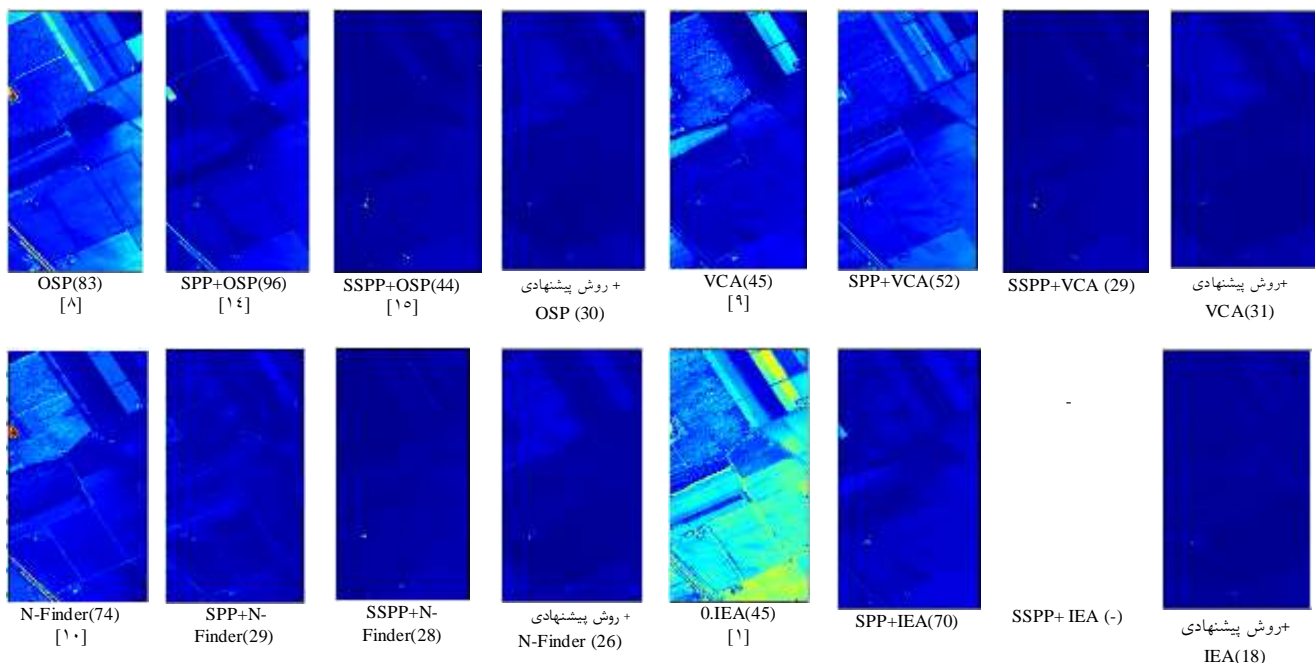
شکل (۵): نتایج به‌دست‌آمده از به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی بر روی تصویر Salinas. (الف) نمایش نقشه کلاستر با ۱۶ ناحیه. (ب) نمایش پیکسل‌های غیرمرزی با رنگ سفید. (ج) نمایش پیکسل‌های غیرمرزی و خالص طیفی با رنگ سفید.



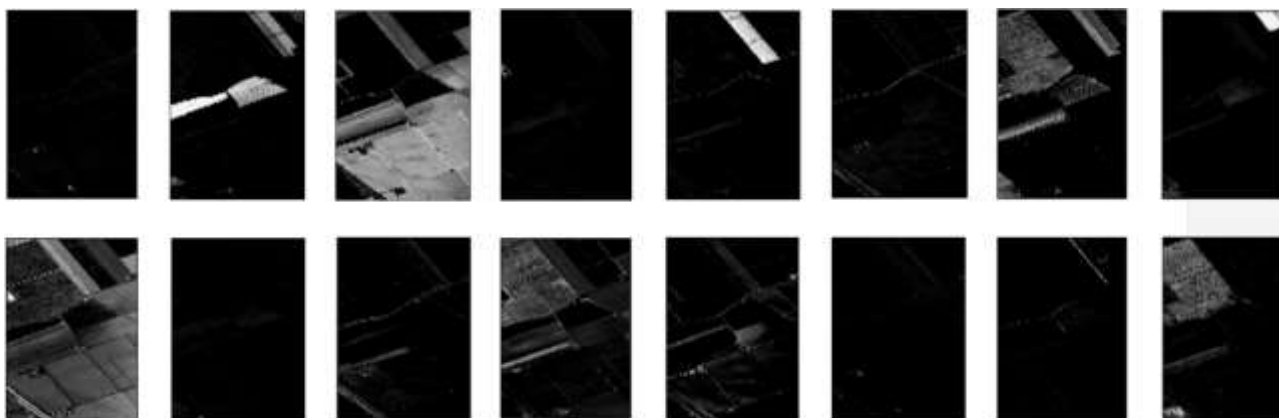
شکل (۶): مقایسه متوسط خطای RMSE در تصویر Salinas هنگامی که الگوریتم پیشنهادی، SSPP و SPP پیش از طبقات استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder، IEA به کار می‌روند.

جدول (۱): مقایسه معیار جدید بازده در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم SSPP و SPP هنگامی که ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder، IEA در تصویر Salinas به کار گرفته می‌شوند.

بازده (تصویر Salinas)		SPP+EE [۱۴]	SSPP+EE [۱۵]	الگوریتم پیشنهادی +EE
الگوریتم استخراج عناصر خالص (EE)	OSP[۸]	۰٫۴۶	۲۰٫۳۰	۲۲٫۹۷
	VCA[۹]	۱	۸٫۷۲	۳٫۰۱
	N-Finder[۱۰]	۲٫۲۴	۱۴٫۲۵	۱۶٫۸۱
	IEA[۱]	۰٫۶۱	-	۹٫۲۳



شکل (۷): نقشه خطای RMSE در تصویر Salinas، هنگامی که الگوریتم پیش پردازش پیشنهادی و دیگر طبقات پیش پردازش SPP و SSPP پیش از ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder، IEA قرار می‌گیرند. متوسط خطای RMSE نیز در پرانتز ذکر شده است.



شکل (۸): نقشه‌های فراوانی تولیدشده با به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی پیش از بخش OSP در تصویر Salinas (پیکسل‌های سفید رنگ، بیانگر فراوانی ۱۰۰٪ و پیکسل‌های سیاه رنگ، بیانگر فراوانی ۰٪ هستند).

(ج) به کمک تکنیک آستانه‌گذاری otsu انتخاب می‌شوند و به بخش استخراج عناصر خالص برای تولید امضاهای طیفی عناصر خالص ارسال می‌شوند. بنابراین الگوریتم پیشنهادی، تعداد زیادی از پیکسل‌های تصویر ابرطیفی را حذف خواهد کرد. همچون تصویر Salinas، از ۴ الگوریتم استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder و IEA نیز در تصویر Indian Pines استفاده می‌شود. همچنین از ماژول پیش‌پردازش مکانی - طیفی SPP و SSPP برای مقایسه با الگوریتم پیشنهادی به کار می‌رود.

در شکل (۱۰) مقایسه متوسط خطای RMSE در الگوریتم‌های پیش‌پردازش مختلف، نمایش داده شده است (در الگوریتم SPP از پنجره مکانی با ابعاد ۳×۳ استفاده شده است. همچنین از $\rho = 50$ و $\beta = 30$ در الگوریتم SSPP استفاده می‌شود). همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی، عملکرد نسبتاً مناسبی از نقطه نظر خطای RMSE بویژه در روش IEA دارد. همچنین به‌کارگیری روش پیشنهادی پیش از VCA، سبب کاهش خطای RMSE در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های پیش‌پردازش شده است (اختلاف خطای RMSE میان VCA بدون طبقه پیش‌پردازش (۹۱) و VCA با طبقه پیش‌پردازش پیشنهادی (۹۵) ناچیز است و این نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر ماژول‌هاست). اطلاعات مربوط به معیار جدید بازده و مقایسه مقدار آن در الگوریتم پیشنهادی نسبت به

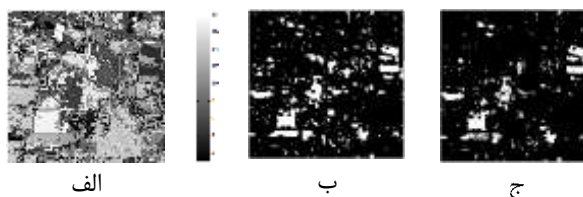
همچنین نقشه خطای RMSE به‌دست‌آمده از به‌کارگیری الگوریتم پیش‌پردازش پیشنهادی و دیگر طبقات پیش‌پردازش قبل از ۴ بخش استخراج عناصر خالص مذکور در شکل (۷) نشان داده شده است. برای نمایش بهتر خطای RMSE، اشکال به‌صورت رنگی ارائه شده است (نقاط آبی تیره شناسنده کمترین خطا است). همچنین متوسط خطای RMSE (معادله ۱۰) در پراکنش ذکر شده است. نقشه‌های فراوانی تخمین زده‌شده با به‌کارگیری الگوریتم پیشنهادی پیش از بخش OSP در تصویر Salinas در شکل (۸) ارائه شده‌اند (پیکسل‌های سفید رنگ بیانگر فراوانی ۱۰۰٪ و پیکسل‌های سیاه رنگ نشان‌دهنده فراوانی ۰٪ هستند). همان‌طور که از نتایج آزمایش‌ها مشاهده می‌شود، ترکیب اطلاعات مکانی طیفی در طبقه پیش‌پردازش پیشنهادی، می‌تواند بر کاهش خطای RMSE و زمان شناسایی امضاهای طیفی عناصر خالص اثرگذار باشد.

در شکل (۹)، نتایج به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی تصویر Indian Pines نشان داده شده است. در شکل (الف)، نقشه کلاستر با ۱۸ ناحیه؛ (ب): پیکسل‌های غیرمرزی با رنگ سفید و (ج): پیکسل‌های غیرمرزی و خالص طیفی با رنگ سفید نمایش داده شده است. از مجموع ۲۱۰۲۵ پیکسل (شکل ۹ - الف) موجود در تصویر Salinas (با ۱۴۵ سطر و ۱۴۵ ستون)، ۲۵۲۱ پیکسل آن غیرمرزی (شکل ۹ - ب) و ۱۷۸۵ پیکسل آن به‌عنوان پیکسل‌های غیرمرزی و خالص طیفی (شکل ۹ -

شده است. متوسط خطای RMSE نیز در پراتنز ذکر شده است؛ بنابراین الگوریتم پیشنهادی سبب کاهش متوسط خطای RMSE می‌شود (به اشکال ۹ و ۱۰ توجه شود). با توجه به مقادیر متوسط خطای RMSE ذکر شده در پراتنز، هرچه مقدار خطای متوسط کمتر باشد، تصویر بازسازی شده (به دست آمده از استخراج امضاهای طیفی عناصر خالص و تخمین بردارهای فراوانی) به تصویر مرجع شبیه‌تر است. در واقع، براساس معیار RMSE بیان شده در معادله (۱۰)، مقدار متوسط خطای بازسازی شده به صورت غیرمستقیم دقت فرآیند استخراج عناصر خالص و تجزیه طیفی را مشخص می‌کند [۱۴]. در شکل (۱۲) نقشه‌های فراوانی تولید شده با به کارگیری الگوریتم پیشنهادی، پیش از بخش OSP در تصویر Indian Pines ارائه شده‌اند (پیکسل‌های سفید بیانگر فراوانی ۱۰۰٪ و پیکسل‌های سیاه بیانگر فراوانی ۰٪ هستند).

برای ارزیابی بیشتر الگوریتم پیشنهادی و بررسی تأثیرات آن بر دقت تجزیه طیفی از تصویر Cuprite نیز در آزمایش‌ها استفاده می‌شود. در شکل (۱۳) مقایسه متوسط خطای RMSE در الگوریتم‌های پیش‌پردازش مختلف، نمایش داده شده است (در الگوریتم SPP از پنجره مکانی با ابعاد ۵×۵ استفاده شده است. همچنین در الگوریتم SSPP از $\rho = 50$ و $\beta = 30$ استفاده شده است). روش IEA در تصویر Cuprite، مدت زمان استخراج عناصر خالص را بسیار طولانی می‌کند؛ بدین سبب نتایج مربوط به روش IEA در تصویر مدنظر ارائه نشده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند خطای RMSE تصویر بازسازی شده را به‌طور مناسبی نسبت به دیگر روش‌ها کاهش دهد. ترکیب روش پیشنهادی با IEA، عملکرد مشابهی نسبت به SSPP دارد. در جدول (۵) نیز مقایسه مدت زمان پردازش در روش‌های مختلف برای تصویر Cuprite ذکر شده است. همان‌طور که در این جدول نیز دیده می‌شود، مدت زمان پیش‌پردازش و مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص با به کارگیری الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌های SPP و SSPP به‌جز روش IEA کمتر است.

الگوریتم‌های SPP و SSPP برای تصویر Indian Pines در جدول (۳) ذکر شده است. بازده طبقه‌بندی پیش‌پردازش پیشنهادی بهتر از بازده دو الگوریتم SPP و SSPP است (به جز N-Finder)؛ به طوری که عملکرد مناسب طرح پیشنهادی را نمایش می‌دهد. در جدول (۴) نیز مدت زمان پردازش در روش‌های مختلف برای تصویر Indian Pines مقایسه شده است. همان‌طور که در این جدول نیز دیده می‌شود، مدت زمان پیش‌پردازش و مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص الگوریتم پیشنهادی نسبت به روش‌های SPP و SSPP بویژه هنگامی که IEA و OSP به‌عنوان بخش استخراج عناصر خالص به کار می‌روند، کمتر است. علت اصلی کاهش زمان پیش‌پردازش روش پیشنهادی، ساده‌بودن پیاده‌سازی آن نسبت به دیگر روش‌های SPP و SSPP است.

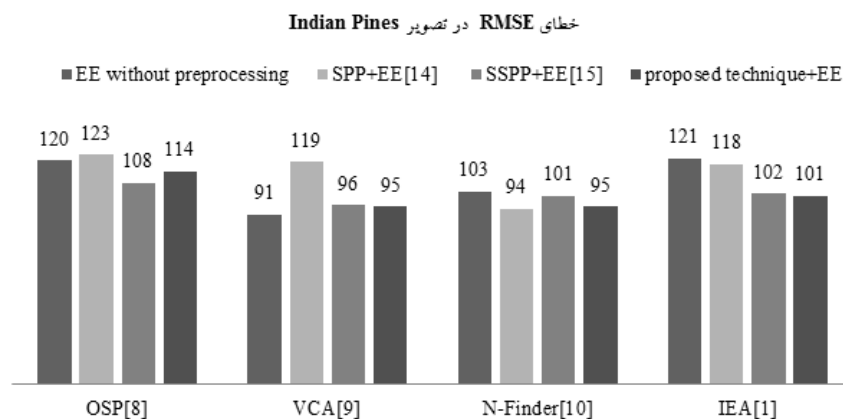


شکل (۹): نتایج به دست آمده از به کارگیری الگوریتم پیشنهادی بر روی تصویر Indian Pines (الف): نمایش نقشه کلاستر با ۱۸ ناحیه. (ب): نمایش پیکسل‌های غیرمرزی با رنگ سفید. (ج): نمایش پیکسل‌های غیر مرزی و خالص طیفی با رنگ سفید.

طبقه‌بندی پیش‌پردازش پیشنهادی می‌تواند پیکسل‌های ناخالص و ناهمگن غیرمفید را پیش از ارسال به طبقات استخراج عناصر خالص حذف کند؛ به طوری که طبقات استخراج عناصر خالص، زمان کمتری را صرف شناسایی امضاهای طیفی از میان تعداد کمی از پیکسل‌های تصویر - کنند. بنابراین به کارگیری الگوریتم پیشنهادی سبب کاهش پیچیدگی طبقات استخراج عناصر خالص بعدی می‌شود. نقشه خطای RMSE به دست آمده از به کارگیری الگوریتم‌های پیش‌پردازش پیشنهادی، SPP و SSPP قبل از طبقات استخراج عناصر خالص، VCA, N-Finder, OSP, IEA برای تصویر Indian Pines در شکل (۱۱) نشان داده

جدول (۲) : مقایسه مدت زمان پیش‌پردازش، مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص و مدت زمان پردازش کل در تصویر

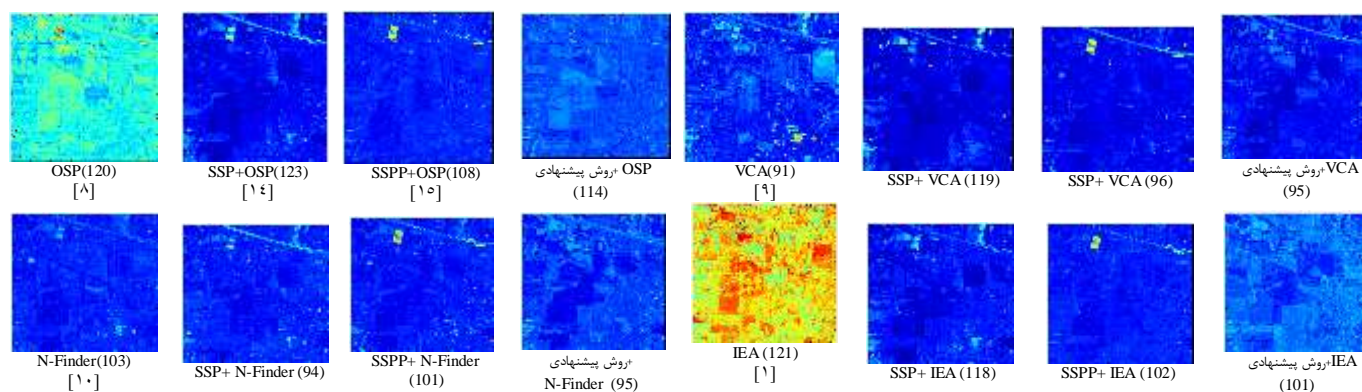
Salinas			
الگوریتم (تصویر Salinas)	زمان پیش‌پردازش (ثانیه)	زمان استخراج عناصر خالص (ثانیه)	زمان پردازش کل (ثانیه)
[۸]OSP	-	۳۸۰,۷۸	۳۸۰,۷۸
[۹]VCA	-	۷,۲۸	۷,۲۸
[۱۰]N-Finder	-	۸۴,۱۴۷	۸۴,۱۴۷
[۱]IEA	-	۳۷۲۶,۹۹	۳۷۲۶,۹۹
[۱۴]SPP+OSP	۶۵,۵۱۷	۷۰۷,۸۲۳	۷۷۵,۳۴
SPP+VCA	۶۵,۵۱۷	۶,۳۱۸	۷۳,۸۳۵
SPP+N-Finder	۶۵,۵۱۷	۹۵,۸	۱۶۳,۳۱۷
SPP+IEA	۶۵,۵۱۷	۳۸۹۷,۶۲۳	۳۹۶۵,۱۴
[۱۵]SSPP+OSP	۱۶,۴۸۹	۱۸,۸۹۲	۳۵,۳۸۱
SSPP+VCA	۱۶,۴۸۹	۱,۲۹۵	۱۷,۷۸۴
SSPP+N-Finder	۱۶,۴۸۹	۱۵,۶	۳۲,۰۸۹
SSPP+IEA	۱۶,۴۸۹	-	-
الگوریتم پیشنهادی +OSP	۵,۸۸۱	۴۵,۸۴۹	۵۱,۷۳
الگوریتم پیشنهادی +VCA	۵,۸۸۱	۳,۵۱۰	۹,۳۹
الگوریتم پیشنهادی +N-Finder	۵,۸۸۱	۱۴,۲۴۳	۲۰,۱۲
الگوریتم پیشنهادی + IEA	۵,۸۸۱	۱۰۰۹,۵۴۵	۱۰۱۵,۴۳



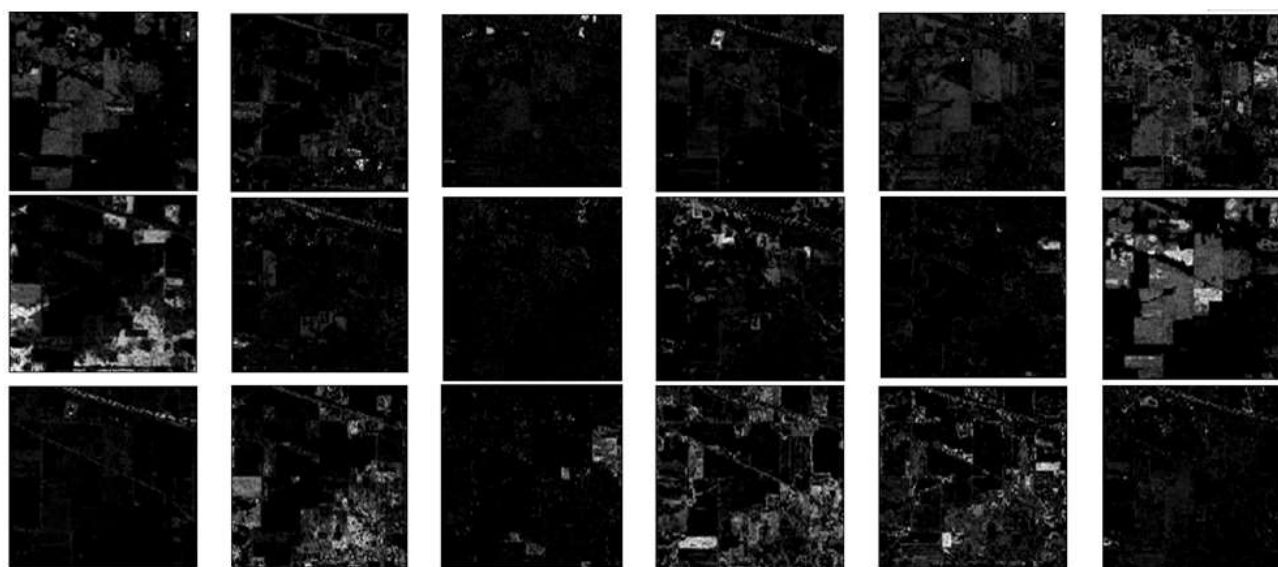
شکل (۱۰) : مقایسه متوسط خطای RMSE در الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌های پیش‌پردازش در تصویر Indian Pines

جدول (۳): مقایسه معیار بازده در الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر روشهای پیش پردازش در تصویر Indian Pines

بازده (تصویر Indian Pines)		SPP+EE [۱۴]	SSPP+EE [۱۵]	الگوریتم پیشنهادی +EE
الگوریتم استخراج عناصر خالص (EE)	[۸]OSP	۰,۵	۴,۵۵	۸,۵۴
	[۹]VCA	۰,۰۳۸	۰,۳۹	۰,۶۸
	N-Finder [۱۰]	۰,۵۸	۳,۱۵	۲,۸۶
	[۱]IEA	۰,۷۶	۱,۰۹	۲,۲۱



شکل (۱۱): نقشه خطای RMSE در تصویر Indian Pines هنگامی که ۳ الگوریتم پیش پردازش پیشنهادی، SPP و SSPP پیش از ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder و IEA قرار می گیرند. متوسط خطای RMSE در پراتز نمایش داده شده است.



شکل (۱۲): نقشه های فراوانی تولید شده در تصویر Indian Pines با اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی الگوریتم استخراج عناصر خالص OSP در تصویر ایندیانا (پیکسل های سفید رنگ بیانگر فراوانی ۱۰۰٪ و پیکسل های سیاه رنگ بیانگر فراوانی ۰٪ هستند). جدول (۴): مقایسه مدت زمان پیش پردازش، مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص و مدت زمان پردازش کل برای تصویر Indian Pines در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم SPP و SSPP هنگامی که ۴ طبقه استخراج عناصر خالص ۴ طبقه استخراج

عناصر خالص OSP, VCA, N-Finder و IEA به کار گرفته می‌شوند.

الگوریتم (تصویر Cuprite)	زمان پیش‌پردازش (ثانیه)	زمان استخراج عناصر خالص (ثانیه)	زمان پردازش کل (ثانیه)
[۸]OSP	-	۲۹	۲۹
[۹]VCA	-	۱,۴۰۲	۱,۴۰۲
[۱۰]N-Finder	-	۳۱,۲۹۴	۳۱,۲۹۴
[۱]IEA	-	۲۵۳,۸۷۲	۲۵۳,۸۷۲
[۱۴]SPP +OSP	۲۶,۵۸۳	۲۹,۵	۵۶,۰۸۳
SPP+VCA	۲۶,۵۸۳	۱,۳۷۳	۲۷,۹۵۶
SPP+N-Finder	۲۶,۵۸۳	۳۲,۱۳۶	۵۸,۷۱۹
SPP+IEA	۲۶,۵۸۳	۳۱۶,۶۰۴	۳۴۳,۱۸۷
[۱۵]SSPP+OSP	۲,۵۱۲	۴,۵۵۵	۷,۰۶۷
SSPP+VCA	۲,۵۱۲	۰,۸۴۲	۳,۳۵۴
SSPP+N-Finder	۲,۵۱۲	۷,۵۹۷	۱۰,۱۰۹
SSPP+IEA	۲,۵۱۲	۲۷۲,۰۶۶	۲۷۴,۵۷۸
الگوریتم پیشنهادی +OSP	۰,۸۸۹	۲,۶۸۳	۳,۵۷۲
الگوریتم پیشنهادی +VCA	۰,۸۸۹	۱,۰۷۶	۱,۹۶۵
الگوریتم پیشنهادی +N-Finder	۰,۸۸۹	۱۰,۹۴	۱۱,۸۲۵
الگوریتم پیشنهادی + IEA	۰,۸۸۹	۱۳۶,۸۳	۱۳۷,۷۱۷

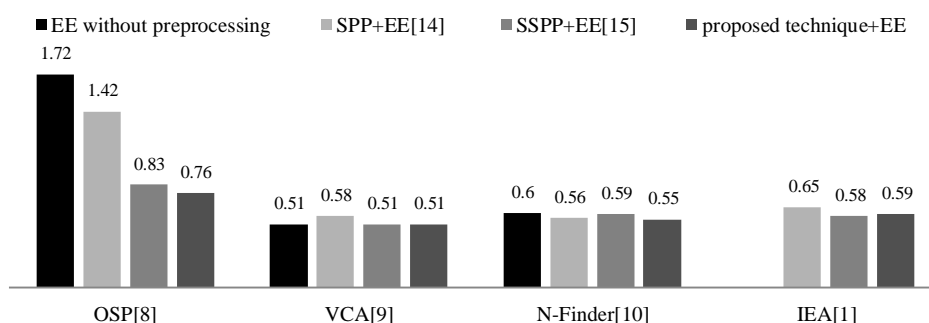
جدول (۵) : مقایسه مدت زمان پیش‌پردازش، مدت زمان لازم برای استخراج عناصر خالص و مدت زمان پردازش کل برای تصویر Cuprite در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم SPP و SSPP هنگامی که ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP, VCA, N-Finder و IEA به کار گرفته می‌شوند.

الگوریتم (تصویر Cuprite)	زمان پیش‌پردازش (ثانیه)	زمان استخراج عناصر خالص (ثانیه)	زمان پردازش کل (ثانیه)
[۸]OSP	-	۲۹۷,۷۴	۲۹۷,۷۴
[۹]VCA	-	۱۳,۶۳	۱۳,۶۳
[۱۰]N-Finder	-	۷۰,۳۴	۷۰,۳۴
[۱]IEA	-	-	-
[۱۴]SPP +OSP	۳۳۴,۸۷۲	۱۲۴,۲۲	۴۵۹,۰۹
SPP+VCA	۳۳۴,۸۷۲	۱,۱۵۴	۳۳۶,۰۲۶
SPP+N-Finder	۳۳۴,۸۷۲	۳۴,۱۶۴	۳۶۹,۰۳۶
SPP+IEA	۳۳۴,۸۷۲	۴۲۳,۱۳۷	۷۵۸,۰۰۹
[۱۵]SSPP+OSP	۶,۸۶۴	۸,۲۵۲	۱۵,۱۱۶
SSPP+VCA	۶,۸۶۴	۲,۲۳۱	۹,۰۹۵
SSPP+N-Finder	۶,۸۶۴	۵,۳۶۶	۱۲,۲۳
SSPP+IEA	۶,۸۶۴	۳۰,۸۲۶	۳۷,۶۹
الگوریتم پیشنهادی +OSP	۲,۲	۳,۴۹۴	۵,۶۹۴
الگوریتم پیشنهادی +VCA	۲,۲	۰,۳۴۳	۲,۵۴۳
الگوریتم پیشنهادی +N-Finder	۲,۲	۴,۴۹۳	۶,۶۹۳
الگوریتم پیشنهادی + IEA	۲,۲	۶۳,۲۲۷	۶۵,۴۲۷

جدول (۶): مقایسه معیار جدید بازده در الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم SPP و SSPP هنگامی که ۴ طبقه استخراج عناصر خالص OSP، VCA، N-Finder و IEA در تصویر Cuprite بکار گرفته می‌شوند.

بازده (تصویر Cuprite)		SPP+EE [۱۴]	SSPP+EE [۱۵]	الگوریتم پیشنهادی +EE
الگوریتم استخراج عناصر خالص (EE)	OSP [۸]	۲٫۹	۷۴٫۷۷	۱۹۲٫۸۵
	VCA [۹]	۱۰٫۴۲	۶٫۱۰	۳۹٫۷۳
	N-Finder [۱۰]	۲٫۲۰	۱۳٫۳	۱۷٫۰۷
	IEA [۱]	-	-	-

خطای RMSE در تصویر Cuprite



شکل (۱۳): مقایسه خطای RMSE در تصویر Cuprite هنگامی که الگوریتم پیشنهادی و دو طبقه SPP و SSPP پیش از طبقات استخراج عناصر خالص OSP و VCA و N-Finder و IEA به کار می‌رود.

به صورت منفرد در نواحی ناهمگن مکانی قرار می‌گیرند (اگر دقت شود بیشترین خطای RMSE در مرزها اتفاق افتاده است "شکل‌های ۷ و ۱۱"). برای حل این مسئله، روش‌های مختلفی همچون فیلترهای آشکارساز پیکسل‌های تکین ارائه شده است [۱۴-۱۵].

۵- نتیجه‌گیری و فعالیت‌های آینده

در این مقاله، یک ماژول پیش‌پردازشگر جدید با بهره‌گیری از ترکیب اطلاعات مکان - طیف ارائه شد. در این ماژول مستقل، به کمک الگوریتم کلاسترینگ پیاده‌سازی شده روی تصویر ابرطیفی و به کارگیری پنجره همسایگی ۸ تایی، پیکسل‌های قرارگرفته در مرز نواحی کلاستر و نواحی ناهمگن مکانی، شناسایی و حذف شده است. سپس به کمک محاسبه وزن خلوص طیفی پیکسل‌های غیرمرزی و همگن باقیمانده و تکنیک آستانه‌گذاری اتوماتیک، نواحی همگن مکانی و خالص طیفی برای بخش استخراج عناصر خالص، یافت شده است. هدف طبقه پیش‌پردازشگر

بنابراین، بهره‌گیری از ویژگی‌های مکانی طیفی پیکسل‌های تصویر و ترکیب آن‌ها در الگوریتم پیشنهادی، بر بهبود خطای RMSE تصویر بازسازی شده و شتاب فرآیند استخراج عناصر خالص مؤثر است. مقایسه معیار جدید بازده میان روش‌های پیش‌پردازش مختلف در جدول (۶) ذکر شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، کارایی الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌ها بهتر است. با توجه به نتایج آزمایش‌ها می‌توان گفت که ترکیب الگوریتم پیشنهادی با طبقات استخراج عناصر خالص و بهره‌گیری از اطلاعات مکانی و طیفی سبب کاهش پیچیدگی محاسباتی طبقات شناسایی عناصر خالص شده است؛ به طوری که بر بهبود دقت تجزیه طیفی، صرفه‌جویی در زمان و کاربردهای زمان واقعی تأثیرگذار است. یکی از معایب روش پیشنهادی، امکان حذف پیکسل‌های تکین و منفردی است که در نواحی ناهمگن مکانی همچون مرزهای نواحی کلاستر (لبه-های نواحی کلاستر) قرار می‌گیرند. این پیکسل‌های تکین و منفرد می‌توانند از نظر طیفی، خالص یا آمیخته باشند و

- Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 42, No. 3, pp. 608–619, 2004.
- [4] Bioucas-Dias, J. M., and Nascimento, J. M. P., "Hyperspectral subspace identification", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 46, No. 8, pp. 2435–2445, 2008.
- [5] Heinz, D., and Chang, C.-I., "Fully constrained least squares linear mixture analysis for material quantification in hyperspectral imagery", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 39, pp. 529–545, 2001.
- [6] Villa, A., Chanussot, J., Benediktsson, J. A., and Jutten, C., "Spectral Unmixing for the Classification of Hyperspectral Images at a Finer Spatial Resolution", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 5, No. 3, pp. 521–533, 2010.
- [7] Dopido, I., Villa, A., Plaza, A., and Gamba, P., "A Quantitative and Comparative Assessment of Unmixing-Based Feature Extraction Techniques for Hyperspectral Image Classification", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 5, No. 2, pp. 421–435, 2012.
- [8] Harsanyi, J. C. and Chang, C.-I., "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 32, No. 4, pp. 779–785, 1994.
- [9] Nascimento, J. M. P., and Bioucas-Dias, J. M., "Vertex component analysis: A fast algorithm to unmix hyperspectral data", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 43, No. 4, pp. 898–910, 2005.
- [10] Winter, M. E., "N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral endmember determination in hyperspectral data", in Proceeding SPIE, Vol. 3753, pp. 266–277, 1999.
- [11] Alizadeh, H., and Ghassemian, H., "Hyperspectral data unmixing using constrained semi-NMF and PCA transform", in 20th Electrical Engineering Conference, Iran, 2012.
- [12] Rajabi, R., and Ghassemian, H., "Hyperspectral data unmixing using GNMF method and sparseness constraint", in IEEE International Geoscience and Remote sensing Symposium 2013.
- [13] Rajabi, R., and Ghassemian, H., "Spectral Unmixing of Hyperspectral Imagery Using Multilayer NMF", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 12, No. 1, 2015.
- [14] Zortea, M. and Plaza, A., "Spatial preprocessing for endmember extraction", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 47, No. 8, pp. 2679–2693, 2009.
- [15] Martin, G., and Plaza, A., "Spatial-Spectral Preprocessing Prior to Endmember Identification and Unmixing of Remotely Sensed Hyperspectral Data", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 5, No. 2, pp. 380–395, 2012.
- [16] Lopez, S., Moure, J.F., Plaza, A., Callico, G.M., Lopez, J.F., and Sarmiento, R., "A New Preprocessing Technique for Fast Hyperspectral

پیشنهادی، بهبود خطای RMSE میان تصویر بازسازی شده و تصویر مرجع و کاهش مدت زمان لازم برای بخش استخراج عناصر خالص است.

همچنین در این مقاله، معیار جدیدی به نام بازده ارائه شده است. این معیار برای مقایسه روش پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های مرسوم به کار گرفته شد که از اطلاعات مکانی طیفی بهره می‌گیرند. نتایج به دست آمده از به کارگیری الگوریتم پیش‌پردازشگر پیشنهادی بر روی سه تصویر ابرطیفی واقعی Indian Pines، Salinas، و Cuprite، بهبود عملکرد روش پیشنهادی را از نقطه نظرهای کاهش خطای RMSE، زمان پیش‌پردازش، زمان استخراج عناصر خالص و بازده در مقایسه با دیگر روش‌های پیش‌پردازشگر موجود نشان می‌دهد. همچنین ترکیب الگوریتم پیشنهادی با بخش‌های استخراج عناصر خالص، سبب کاهش پیچیدگی محاسباتی آن‌ها می‌شود. با بررسی و ارزیابی آزمایش‌های مختلف، این نتیجه به دست آمد که ترکیب اطلاعات مکانی و طیفی تا حد زیادی بر بهبود عملکرد شناسایی و استخراج امضاهای عناصر خالص و تجزیه طیفی تصاویر سنجنش از دور مؤثر است؛ به طوری که بدون استفاده از اطلاعات مکانی و طیفی پیکسل‌های همسایه، چنین توفیقی به دست نمی‌آید. در آینده باید ترکیب الگوریتم پیشنهادی را با روش‌های استخراج عناصر خالصی که با فرض وجودنداشتن پیکسل خالص پیاده‌سازی می‌شوند، بررسی کرد [۲]. همچنین روش پیشنهادی با دیگر ماژول‌های پیش‌پردازش موجود مقایسه شود. به علاوه، باید مشکل شناسایی نشدن عناصر خالص منفرد الگوریتم پیشنهادی را بهبود بخشید.

مراجع

- [1] Keshava, N., and Mustard, J. F., "Spectral unmixing", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 19, pp. 44–57, 2002.
- [2] Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., and Chanussot, J., "Hyperspectral unmixing overview: geometrical, statistical and sparse regression-based approaches", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, Vol. 5, No. 2, pp. 354–379, 2012.
- [3] Chang, C.-I. and Du, Q., "Estimation of number of spectrally distinct signal sources in hyperspectral imagery", IEEE Journal of Selected Topics in

- Endmember Extraction", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 10, No. 5, pp.1070-1074, 2013.
- [17] Martin, G., and Plaza, A., "Region-Based Spatial Preprocessing for Endmember Extraction and Spectral Unmixing", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 8, No. 4, pp. 745-749, 2011.
- [18] Kowkabi, F., Ghassemian, H., and Keshavarz, A., "Endmember extraction using a novel cluster-based spatial border removal preprocessor", in IEEE International Geoscience and Remote sensing Symposium 2015, pp. 5047-5050.
- [19] Kowkabi, F., Ghassemian, H., and Keshavarz, A., "Enhancing Hyperspectral Endmember Extraction Using Clustering and Oversegmentation-Based Preprocessing", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 9, No. 6, pp. 2400-2413, 2016.
- [20] Kowkabi, F., Ghassemian, H., and Keshavarz, A., "A fast spatial-spectral preprocessing module for hyperspectral endmember extraction," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 13, No. 6, pp. 782-786, 2016.
- [21] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms", Automatica, Vol. 11, pp. 285-296, 1975.

¹ Noise-whitened Harsanyi, Farrand, and Chang

² Hyperspectral signal identification by minimum error

³ <http://aviris.jpl.nasa.gov/html/aviris.freedata.html>

