

بهبود صحت طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی

علی اصغر تراهی*

^۱ استادیار سنجش از دور، گروه ژئوانفورماتیک، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران.

atorahi@khu.ac.ir

(دریافت: مهر ۱۴۰۴، تصویب: اردیبهشت ۱۴۰۵)

چکیده

تصویربرداری فراطیفی به دلیل قابلیت تفکیک دقیق مواد، ابزاری قدرتمند در علوم زمین و سنجش از دور محسوب می‌شود. با این حال، چالش ذاتی پیکسل‌های مختلط که ناشی از محدودیت در قدرت تفکیک مکانی سنجنده‌ها است، دقت روش‌های طبقه‌بندی متعارف را به شدت کاهش می‌دهد. هدف اصلی این پژوهش، ارائه و ارزیابی یک رویکرد نوین مبتنی بر هوش جمعی برای بهبود فرایند جداسازی طیفی و در نتیجه، افزایش صحت طبقه‌بندی است. در این راستا، عملکرد الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی (ABC) به عنوان یک روش بهینه‌سازی سراسری که به فرض وجود پیکسل خالص در تصویر وابسته نیست، با سه الگوریتم هندسی مرسوم - شاخص خلوص پیکسلی (PPI)، N-Finder، مخروط محدب با حداکثر زاویه متوالی (SMACC) - مقایسه شده است. روش‌شناسی تحقیق بر روی مجموعه داده استاندارد AVIRIS منطقه کوپریت نوادا پیاده‌سازی شد. پس از اعمال پیش‌پردازش‌های ضروری شامل تصحیحات اتمسفری (FLAASH) و کاهش ابعاد (MNF)، اندممبرهای کانی‌های شاخص (آلونايت، کائولینيت و کلسیدو) با استفاده از هر چهار الگوریتم استخراج شدند. کیفیت اندممبرهای استخراج‌شده با معیارهای کمی نظیر زاویه طیفی (SAM)، فاصله اقلیدسی (ED) و خطای میانگین مربعات (RMSE) در مقایسه با کتابخانه طیفی USGS ارزیابی گردید. در نهایت، طبقه‌بندی تصویر با الگوریتم SAM انجام و صحت نتایج با شاخص‌های صحت کلی (OA) و ضریب کاپا (Kappa) سنجیده شد. یافته‌های کلیدی نشان‌دهنده برتری مطلق الگوریتم ABC است؛ به‌طوری که صحت کلی طبقه‌بندی را به ۹۱.۱۴٪ و ضریب کاپا را به ۷۸.۴۲٪ رساند، در حالی که بهترین عملکرد در میان روش‌های هندسی (PPI) به ترتیب صحت کلی ۸۶.۱۹٪ و کاپای ۶۲.۶۹٪ را ثبت نمود. این نتایج، فرضیه تحقیق را تأیید کرده و قابلیت اطمینان بالای الگوریتم ABC را برای تحلیل دقیق تصاویر فراطیفی در محیط‌های واقعی و فاقد پیکسل خالص به اثبات می‌رساند.

واژگان کلیدی: تصویربرداری فراطیفی، استخراج اندممبر، کلونی زنبور عسل مصنوعی، جداسازی طیفی، صحت طبقه‌بندی، AVIRIS Cuprite

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

سنجش از دور فراطیفی با قابلیت ثبت بازتابش الکترومغناطیسی در صدها باند طیفی باریک و پیوسته، انقلابی در شناسایی و تفکیک مواد از راه دور ایجاد کرده است [۱، ۲]. این فناوری، برخلاف سنجش از دور چند طیفی، امکان استخراج منحنی‌های طیفی دقیق را فراهم می‌آورد که به‌مثابه اثر انگشت برای مواد مختلف عمل می‌کنند [۳]. این قابلیت منحصر به فرد، کاربردهای گسترده‌ای را در حوزه‌هایی نظیر اکتشافات معدنی، زمین‌شناسی، کشاورزی دقیق، مدیریت منابع طبیعی و نظارت‌های محیطی گشوده‌است [۱].

با وجود این توانمندی‌ها، تحلیل داده‌های فراطیفی با دو چالش اساسی و درهم‌تنیده مواجه است. چالش نخست، پدیده اختلاط طیفی^۱ است. به دلیل وجود یک بده‌بستان ذاتی بین قدرت تفکیک طیفی و مکانی در طراحی سنجنده‌ها، تصاویر فراطیفی اغلب دارای قدرت تفکیک مکانی پایینی هستند. این امر موجب می‌شود که هر پیکسل زمینی، ناحیه‌ای وسیع را پوشش دهد و سیگنال طیفی ثبت‌شده برای آن پیکسل، ترکیبی از بازتابش چندین ماده خالص موجود در آن ناحیه باشد [۴]. این پیکسل‌های مختلط، مانع اصلی بر سر راه طبقه‌بندی دقیق مواد به شمار می‌روند، زیرا پاسخ طیفی آن‌ها نماینده هیچ‌یک از مواد تشکیل‌دهنده به تنهایی نیست [۵]. چالش دوم، پدیده نفرین ابعاد^۲ است. حجم عظیم داده‌ها و همبستگی بالای بین باندهای مجاور، نه تنها بار محاسباتی را به شدت افزایش می‌دهد، بلکه منجر به پدیده هیوز^۳ می‌شود؛ وضعیتی که در آن، با افزایش تعداد ویژگی‌ها (باندها) و ثابت ماندن تعداد نمونه‌های آموزشی، دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی کاهش می‌یابد [۶، ۷]؛ بنابراین، برای غلبه بر مشکل پیکسل‌های مختلط، فرآیندی تحت عنوان جداسازی طیفی^۴ توسعه یافته است. این فرایند یک مسئله معکوس است که هدف آن تجزیه طیف هر پیکسل به مجموعه‌ای از طیف‌های خالص^۵ سازنده و برآورد فراوانی نسبی هر یک از

آنها در آن پیکسل است [۸، ۱]. استخراج دقیق طیف‌های خالص، حیاتی‌ترین گام در این فرایند است، زیرا صحت کل زنجیره تحلیل به کیفیت آن‌ها بستگی دارد [۱].

روش‌های مرسوم برای استخراج طیف‌های خالص، عمدتاً مبتنی بر رویکردهای هندسی هستند. الگوریتم‌هایی نظیر شاخص خلوص پیکسلی (PPI)^۶، N-Finder و مخروط محدب با حداکثر زاویه متوالی (SMACC)^۷ بر این فرض استوارند که ابر داده‌های طیفی در فضای ویژگی، یک ساختار هندسی محدب (سیمپلکس) را تشکیل می‌دهند که رئوس آن متناظر با خالص‌ترین پیکسل‌های موجود در تصویر هستند [۹]. این الگوریتم‌ها به دلیل سرعت و سادگی مفهومی، محبوبیت زیادی کسب کرده‌اند. با این حال، محدودیت بنیادین آن‌ها، وابستگی به فرض وجود حداقل یک پیکسل خالص برای هر ماده در صحنه است. این فرض در بسیاری از سناریوهای واقعی، به ویژه در مناطق با ناهمگونی بالا یا اختلاط شدید مواد، برقرار نیست و در نتیجه، عملکرد این الگوریتم‌ها به شدت تضعیف می‌شود [۱۰]. از این رو این محدودیت، زمینه‌ساز ظهور رویکردهای جدیدی شده است که استخراج طیف‌های خالص را به عنوان یک مسئله بهینه مدلسازی می‌کنند. الگوریتم‌های هوش جمعی^۸، از جمله الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی (ABC)^۹، با الهام از فرآیندهای طبیعی، راهکارهای قدرتمندی برای جستجوی فضای راه‌حل‌های پیچیده ارائه می‌دهند [۱۱]. مزیت کلیدی الگوریتم ABC، جستجو در یک فضای پیوسته است. در واقع این الگوریتم به جای جستجو برای یافتن پیکسل‌های خالص موجود در تصویر، به دنبال یافتن مجموعه‌ای از طیف‌های بهینه است که به بهترین شکل ممکن، کل داده‌های مختلط را بازسازی کنند. این ویژگی، الگوریتم ABC را از فرض محدودکننده وجود پیکسل خالص بی‌نیاز می‌سازد و پتانسیل آن را برای عملکرد بهتر در شرایط واقعی افزایش می‌دهد [۱۱].

با وجود این پتانسیل، شکاف پژوهشی مشخصی در این زمینه وجود دارد. به‌طوری که مطالعات اندکی به صورت جامع و مقایسه‌ای، عملکرد الگوریتم ABC را در برابر

۶ Pixel Purity Index

۷ Sequential Maximum Angle Convex Cone

۸ Swarm Intelligence

۹ Artificial Bee Colony

۱ Spectral Mixing

۲ Curse of Dimensionality

۳ Hughes Phenomenon

۴ Spectral Unmixing

۵ Endmember

روش‌های کلاسیک هندسی بر روی داده‌های استاندارد و واقعی مانند AVIRIS Cuprite ارزیابی کرده و تأثیر مستقیم آن را بر صحت طبقه‌بندی نهایی به صورت کمی تحلیل نموده‌اند. بر این اساس، هدف اصلی این مقاله، پر کردن این شکاف از طریق اثبات این فرضیه است که الگوریتم ABC، به دلیل عدم وابستگی به فرض پیکسل خالص و قابلیت جستجوی بهینه سراسری، طیف‌های خالص دقیق‌تری استخراج کرده و در نتیجه، صحت طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی را به طور معناداری بهبود می‌بخشد. برای نیل به این هدف، یک خط پردازش کامل از پیش‌پردازش تا ارزیابی صحت پیاده‌سازی شده و عملکرد چهار الگوریتم به صورت کمی و کیفی مقایسه می‌شود. این پژوهش با ارائه شواهد آماری مستدل، برتری یک رویکرد مبتنی بر بهینه‌سازی را بر روش‌های هندسی سنتی در یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل سنجش از دور فراطیفی بررسی می‌کند.

۲- مبانی نظری

به دلیل توان تفکیک مکانی نسبتاً پایین سنجنده‌های فراطیفی و وسیع بودن میدان دید لحظه‌ای معادل زمینی (GIFOV^۱)، بازتابش ثبت‌شده در یک پیکسل، اغلب ترکیبی از پاسخ‌های طیفی چندین ماده یا پدیده مجزا است که منشأ اصلی خطا در الگوریتم‌های طبقه‌بندی سنتی به شمار می‌روند [۸]؛ لذا اختلاط طیفی به‌طور کلی در دو وضعیت اصلی رخ می‌دهد: نخست، در مقیاس زیرپیکسل، زمانی که ابعاد اجسام موجود در صحنه کوچک‌تر از اندازه یک پیکسل باشد؛ در این شرایط، بازتابش ثبت‌شده ترکیبی از بازتابش‌های تمامی اجسام داخل آن پیکسل است [۲]. دوم، در نواحی مرزی عوارض، زمانی که پیکسل در مرز بین دو یا چند عارضه بزرگ قرار می‌گیرد و بخشی از بازتابش هر عارضه را ثبت می‌کند [۱۲]. در هر دو حالت، بردار طیفی ثبت‌شده نمایانگر خالص هیچ‌یک از مواد تشکیل‌دهنده نیست و این امر تحلیل دقیق داده‌ها را با چالش جدی مواجه می‌کند. به‌منظور غلبه بر این محدودیت و استخراج اطلاعات در مقیاس زیرپیکسل، از روش‌ها و مدل‌های جداسازی طیفی

استفاده می‌شود [۱۳]. هدف اصلی این فرایند، تفکیک طیف یک پیکسل مختلط به مجموعه‌ای از طیف‌های خالص و برآورد فراوانی نسبی هر یک در آن پیکسل است. تحقق این هدف مستلزم تعریف یک مدل فیزیکی برای توصیف نحوه ترکیب طیف‌های خالص در تشکیل پیکسل مختلط است [۱۴].

۲-۱- مدل ترکیب خطی (LMM)^۲

مدل ترکیب خطی به عنوان پرکاربردترین و پذیرفته‌شده‌ترین چارچوب برای توصیف پدیده اختلاط طیفی شناخته می‌شود، زیرا بر این فرض استوار است که پراکندگی فوتون‌ها میان مواد مختلف درون یک پیکسل قابل چشم‌پوشی بوده و طیف پیکسل مختلط را می‌توان برهم‌نهی خطی طیف‌های خالص تشکیل‌دهنده آن دانست [۱۱، ۱۳]. این فرض زمانی بیشترین اعتبار را دارد که مواد به صورت ماکروسکوپی و مجزا در سطح پیکسل پراکنده باشند. در این مدل، طیف مشاهده‌شده یک پیکسل به‌صورت ترکیب خطی ماتریس طیف‌های خالص و بردار فراوانی‌ها توصیف می‌شود و بخشی به‌عنوان مؤلفه خطا به آن اضافه می‌گردد؛ این مؤلفه نمایانگر اثر نویز سنجنده، خطاهای ناشی از ساده‌سازی مدل و سایر ناهماهنگی‌های موجود در داده‌های طیفی است؛ لذا برای تضمین اعتبار فیزیکی مدل، دو قید اساسی بر فراوانی‌ها تحمیل می‌شود: قید عدم منفی بودن (ANC)^۳ که بر اساس آن سهم هیچ ماده‌ای منفی نیست و قید مجموع واحد (ASC)^۴ که بیان می‌کند مجموع فراوانی طیف‌های خالص در هر پیکسل باید برابر یک باشد [۱۵]. فرایند جداسازی طیفی در حقیقت یک مسئله معکوس محسوب می‌شود که هدف آن، با داشتن طیف پیکسل‌ها، تخمین ماتریس طیف‌های خالص و فراوانی‌های متناظر است. این فرایند معمولاً شامل سه مرحله متوالی است: کاهش ابعاد داده‌ها برای حذف نویز و همبستگی باندها، استخراج طیف‌های خالص برای تعیین ماتریس و در نهایت تخمین بردارهای فراوانی برای هر پیکسل تصویر [۲].

^۲ Linear Mixture Model

^۳ Abundance Non-negativity Constraint

^۴ Abundance Sum-to-one Constraint

^۱ Ground Instantaneous Field of View

۲-۲- مدل ترکیب غیرخطی (NMM)^۱

در سناریوهایی که مواد به صورت میکروسکوپی و نزدیک به هم با یکدیگر ترکیب شده‌اند (مانند ترکیبات کانی‌ها در خاک)، برهم‌کنش‌های چندگانه نور بین ذرات مختلف رخ می‌دهد. در این شرایط، مدل خطی قادر به توصیف دقیق پدیده اختلاط نیست و از مدل‌های غیرخطی استفاده می‌شود. این مدل‌ها پیچیدگی‌های بیشتری دارند و به پارامترهای اضافی مانند اندازه ذرات و خصوصیات پراکندگی سطح نیازمندند که استخراج آن‌ها دشوار است. به همین دلیل، علی‌رغم دقت بالقوه بالاتر، کاربرد آن‌ها محدودتر است [۱۳، ۱۶].

۲-۳- الگوریتم‌های مبتنی بر هندسه

همان‌طور که پیش از این بیان شد، مرحله استخراج طیف‌های خالص به‌عنوان یکی از حیاتی‌ترین گام‌ها در فرایند جداسازی طیفی شناخته می‌شود، زیرا دقت این مرحله مستقیماً بر کیفیت و صحت نتایج نهایی تأثیرگذار است. برای دستیابی به این هدف، رویکردهای متنوعی توسعه یافته‌اند که در ادبیات علمی به دسته‌های مختلفی تقسیم‌بندی می‌شوند [۱۰]. اساس این الگوریتم‌ها بر فرضی بنا شده است که در فضای ویژگی L -بعدی، بردارهای طیفی تمام پیکسل‌ها درون یک چندوجهی محدب، موسوم به سیمپلکس قرار می‌گیرند و خالص‌ترین پیکسل‌های تصویر یا همان طیف‌های خالص رؤس این سیمپلکس را تشکیل می‌دهند؛ بنابراین فرایند استخراج طیف‌های خالص، معادل با شناسایی رؤس این سیمپلکس خواهد بود. در این راستا، الگوریتم‌های متعددی معرفی شده‌اند که از میان آن‌ها می‌توان به N -FINDR، PPI و SMACC به‌عنوان سه روش شناخته‌شده اشاره کرد. الگوریتم PPI با تصویرکردن مکرر داده‌ها بر روی بردارهای تصادفی، پیکسل‌هایی را که در موقعیت‌های حدی قرار می‌گیرند، به‌عنوان کاندیدای طیف‌های خالص شناسایی می‌کند [۹]. الگوریتم N -FINDR با جستجو برای یافتن مجموعه‌ای از پیکسل‌ها که حجم سیمپلکس تشکیل‌شده توسط آن‌ها بیشینه باشد، طیف‌های خالص را به‌عنوان رؤس این سیمپلکس حداکثری انتخاب می‌کند [۱۷].

روش SMACC نیز به‌صورت متوالی طیف‌های خالص را انتخاب می‌کند که بیشترین زاویه طیفی را با زیر فضای ایجادشده توسط طیف‌های خالص قبلی داشته باشند و بدین ترتیب مجموعه‌ای بهینه از طیف‌های خالص را تشکیل می‌دهد [۱۸]. با وجود کارایی بالای این الگوریتم‌ها، نقطه‌ضعف اصلی آن‌ها وابستگی شدید به فرض وجود پیکسل‌های کاملاً خالص یا همان Pure Pixel Assumption است، به‌طوری که در بسیاری از تصاویر واقعی، به دلیل اختلاط شدید و ناهمگنی سطح زمین، هیچ پیکسل کاملاً خالصی یافت نمی‌شود و این امر دقت عملکرد چنین روش‌هایی را به طور چشمگیری کاهش می‌دهد [۱۹].

۲-۴- الگوریتم‌های هوش جمعی: رویکردی

نوین

برای غلبه بر محدودیت‌های موجود در روش‌های کلاسیک استخراج طیف‌های خالص، الگوریتم‌های بهینه‌سازی متاهیوریستیک مبتنی بر هوش جمعی به‌عنوان رویکردهایی قدرتمند و انعطاف‌پذیر معرفی شده‌اند. این دسته از الگوریتم‌ها با الهام از رفتار جمعی موجودات زنده نظیر کلونی‌های زنبور عسل، دسته‌های پرندگان و اجتماعات مورچگان، قادرند مسائل پیچیده بهینه‌سازی را از طریق جستجوی هوشمند و تعاملی در فضای راه‌حل‌ها حل کنند. مزیت کلیدی این روش‌ها در مقایسه با الگوریتم‌های کلاسیک، عدم وابستگی به فرض وجود پیکسل‌های خالص است؛ به‌گونه‌ای که امکان استخراج طیف‌های خالص مجازی را فراهم می‌آورند که لزوماً با هیچ‌یک از پیکسل‌های موجود در تصویر هم‌پوشانی کامل ندارند [۱۱]. در میان الگوریتم‌های متاهیوریستیک، الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی که نخستین بار توسط Karaboga در سال ۲۰۰۵ معرفی شد، جایگاه ویژه‌ای دارد [۲۰]. این الگوریتم با شبیه‌سازی رفتار هوشمندانه زنبورهای عسل در یافتن و بهره‌برداری از منابع غذایی، فرایند جستجوی بهینه را مدل‌سازی می‌کند. در این چارچوب، هر "منبع غذا" به‌عنوان یک راه‌حل کاندید یا ماتریس طیف خالص فرض می‌شود و "کیفیت شهد" آن نشان‌دهنده شایستگی راه‌حل است. جمعیت زنبورها در این مدل به سه گروه اصلی شامل کارگر، ناظر و پیشاهنگ تقسیم می‌شوند که از طریق ایجاد تعادل

^۱ Nonlinear Mixture Models

میان بهره‌برداری از منابع شناخته‌شده و اکتشاف منابع ناشناخته، به سمت یافتن راه‌حل بهینه سراسری همگرا می‌شوند [۲۱، ۲۲]. این ساختار علاوه بر کارایی محاسباتی، انعطاف‌پذیری بالایی در تعریف تابع هدف دارد و می‌تواند مجموعه‌ای از معیارهای متفاوت را برای ارزیابی کیفیت طیف‌های خالص استخراج‌شده مدنظر قرار دهد [۲۳].

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- معرفی سنجنده AVIRIS

سنجنده AVIRIS که توسط ناسا توسعه یافت، یکی از مهم‌ترین طیف‌سنج‌های هواپرد است که از سال ۱۹۷۸ مورد استفاده قرار گرفته و توانایی تصویربرداری در ۲۲۴ باند طیفی در محدوده ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر را داراست. این سنجنده با بهره‌گیری از سیستم ویسکبروم داده‌های کالیبره‌شده‌ای از تابش سطح زمین فراهم می‌کند و بر روی سکوه‌ای هوایی مختلف از جمله ER-2 و Twin Otter به کار گرفته شده است [۲۴].

جدول ۱- مشخصات کلی سنجنده AVIRIS

سنجنده	AVIRIS
تاریخ پرتاب	1978
سکو	هواپرد
سیستم تصویربرداری	ویسکبروم
ارتفاع سنجنده (km)	20
قدرت تفکیک مکانی (m)	15-20
قدرت تفکیک طیفی (nm)	9.4-16
محدوده پوشش طیفی (μm)	0.4-2.5
تعداد باند	224
عرض برداشت (km)	11

۳-۲- منطقه مورد مطالعه

ایالت نوادا در غرب ایالات متحده با وسعتی حدود ۲۸۶،۳۶۷ کیلومتر مربع واقع شده و از نظر ژئومورفولوژی شامل دشت‌ها، کوه‌ها و دره‌ها است. این ایالت دارای اقلیم بیابانی بوده و فعالیت‌های معدنی بخش مهمی از اقتصاد آن را تشکیل می‌دهد. در این پژوهش، منطقه معدنی کوپریت در جنوب نوادا مورد مطالعه قرار گرفته است؛ منطقه‌ای با پوشش گیاهی محدود که در مختصات جغرافیایی ۳۷ درجه و ۳۲ دقیقه عرض شمالی و ۱۱۷ درجه و ۱۰ دقیقه طول غربی و در فاصله حدود ۲۰۰ کیلومتری شمال‌غرب

لاس‌وگاس واقع شده است. کوپریت یک ناحیه هیدروترمالی اسید سولفاتی دست‌نخورده محسوب می‌شود که در دهه‌های اخیر به‌عنوان سایت مرجع سنجش از دور برای ارزیابی الگوریتم‌های استخراج اندممبر و جداسازی طیفی مورد استفاده گسترده قرار گرفته است [۲۵، ۲۶].



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

۳-۳- پیش‌پردازش و کاهش ابعاد

در این پژوهش به منظور آماده‌سازی داده‌های فراطیفی برای تحلیل، مجموعه‌ای از مراحل پیش‌پردازش انجام شد که شامل تصحیحات رادیومتریکی، تصحیحات اتمسفری و کاهش ابعاد بود. تصحیحات رادیومتریکی فرآیندی است که در آن خطاهای ناشی از عوامل مختلف حذف یا نرمال‌سازی می‌شوند و مقادیر عددی اولیه به مقادیر فیزیکی همچون تابش یا بازتاب^۱ در بالای اتمسفر^۲ تبدیل می‌گردند؛ این مرحله که به کالیبراسیون سنجنده شناخته می‌شود، نقش مهمی در تحلیل‌های طیفی ایفا می‌کند [۲۷]. اهمیت این نوع تصحیح زمانی دوچندان است که هدف پژوهش مبتنی بر رفتارهای طیفی عوارض سطحی باشد؛ به‌عنوان مثال،

۱ Radiance

۲ TOA Reflectance

محاسبه شاخص‌های طیفی بدون تصحیحات رادیومتریکی امکان‌پذیر نیست [۲۸، ۲۹]. در ادامه، به منظور حذف اثرات ناشی از جذب و پخش امواج الکترومغناطیسی توسط مؤلفه‌های اتمسفر مانند بخار آب، دی‌اکسیدکربن، ازن و آئروسول‌ها، از الگوریتم FLAASH استفاده شد که یک مدل انتقال تابش دقیق برای تبدیل مقادیر رادیانس به بازتاب سطحی زمین است [۳۰]. در این مرحله، باندهای دارای نسبت سیگنال به نویز (SNR) پایین و نیز باندهای واقع در نواحی جذب شدید بخار آب (باندهای ۱-۲، ۱۰۴-۱۱۵ و ۱۵۰-۱۷۰) حذف گردید و تعداد باندها به ۱۸۸ کاهش یافت. گام بعدی به کاهش ابعاد داده‌ها اختصاص داشت که یکی از مهم‌ترین چالش‌های داده‌های فراطیفی محسوب می‌شود، زیرا هر پیکسل این تصاویر در فضایی با ابعاد بالا بازنمایی می‌شود، اما تعداد اعضای خالص در یک منطقه بسیار کمتر از تعداد باندهای موجود است [۶، ۱۳]. برای رفع این مشکل از روش تبدیل کسر حداقل نویز (MNF) استفاده گردید که یک تبدیل آماری خطی و غیرپارامتریک است و شامل دو مرحله اصلی می‌شود: در مرحله نخست، نویز داده‌ها دکورله^۱ و نرمال‌سازی می‌شود و در مرحله دوم، یک تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) استاندارد بر داده‌های نویززدایی شده اعمال می‌گردد [۳۰]. خروجی این فرایند مجموعه‌ای از باندهاست که بر اساس کیفیت تصویر مرتب شده‌اند، به گونه‌ای که مؤلفه‌های اولیه بیشترین اطلاعات و کمترین نویز را دارند. بررسی مقادیر ویژه حاصل از MNF امکان تعیین بعد ذاتی داده‌ها را فراهم کرد و در نهایت، تعداد باندها برای تحلیل‌های بعدی به مؤلفه‌های منتخب محدود شد. به این ترتیب، اجرای مراحل فوق نه تنها دقت تحلیل طیفی را افزایش داد؛ بلکه با کاهش حجم داده‌ها، پیچیدگی محاسباتی و زمان پردازش نیز به میزان چشمگیری کاهش یافت [۲۹].

۳-۴- استخراج طیف‌های خالص با الگوریتم‌های مقایسه مبتنی بر هندسه

الگوریتم‌های استخراج پیکسل‌های خالص به‌طور کلی به دو دسته هندسی و آماری تقسیم می‌شوند که هر یک بر اساس اصول متفاوتی عمل می‌کنند. در الگوریتم‌های

هندسی، جداسازی طیفی بر پایه ویژگی‌های هندسی داده‌ها صورت می‌گیرد و شرط اساسی آن وجود حداقل یک پیکسل خالص برای هر اندممبر در تصویر است [۶]. این الگوریتم‌ها بر این فرض استوارند که پیکسل‌های خالص در رئوس یک سیمپلکس در فضای n بعدی قرار می‌گیرند، به‌طوری که سایر پیکسل‌ها به‌صورت ترکیبی خطی از این رئوس بازنمایی می‌شوند [۹، ۱۷]. از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های هندسی می‌توان به شاخص خلوص پیکسلی (PPI)، (N-Finder)، SMACC، VCA و SGA اشاره کرد [۹]. الگوریتم PPI با تصویرسازی مکرر داده‌های فراطیفی بر روی بردارهای تصادفی موسوم به Skewers، پیکسل‌هایی را که در انتهای این بردارها قرار می‌گیرند، به‌عنوان کاندیدای پیکسل‌های خالص شناسایی می‌کند [۶، ۳۱]. الگوریتم SMACC نیز با استفاده از مدل مخروط محدب و به‌کارگیری یک فرایند تکراری، پیکسل‌هایی را شناسایی می‌کند که بیشترین زاویه طیفی را با زیر فضای حاصل از اندممبرهای انتخاب‌شده قبلی دارند [۱۸، ۳۱]. ازسوی دیگر، الگوریتم N-Finder به دنبال یافتن بیشترین حجم سیمپلکس در فضای ویژگی است و رئوس این سیمپلکس را به‌عنوان اندممبرهای خالص معرفی می‌نماید [۱۷]. درحالی‌که الگوریتم‌های هندسی به دلیل کارایی بالا کاربرد گسترده‌ای دارند، محدودیت اصلی آن‌ها نیاز به وجود پیکسل‌های خالص در داده‌ها است که در شرایطی مانند قدرت تفکیک مکانی پایین محقق نمی‌شود. در چنین شرایطی، الگوریتم‌های آماری جایگزین مناسبی هستند. این الگوریتم‌ها که به دو دسته پارامتریک و غیرپارامتریک تقسیم می‌شوند، نیازی به وجود پیکسل خالص ندارند و بر مبنای روش‌های آماری و کمینه‌سازی خطای مدل‌های احتمالی عمل می‌کنند [۱۰].

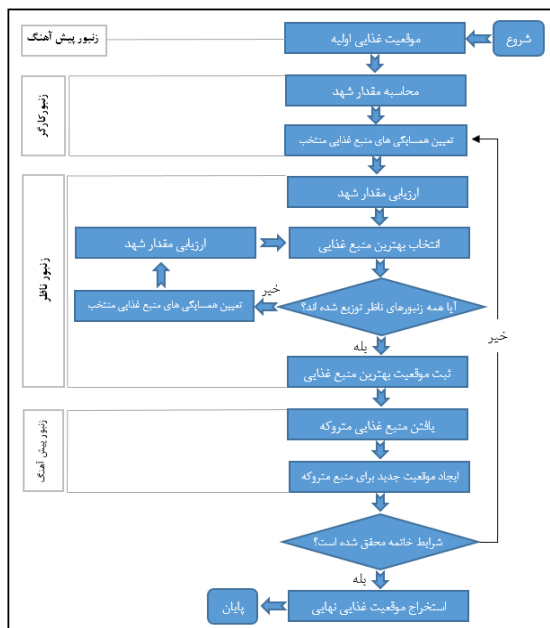
۳-۵- استخراج طیف‌های خالص با الگوریتم‌های مقایسه مبتنی بر آمار

الگوریتم‌های هوش جمعی به عنوان یکی از شاخه‌های کلیدی هوش مصنوعی در دو دهه اخیر رشد چشمگیری داشته‌اند و توانسته‌اند مزایای قابل توجهی در حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده ارائه دهند [۱۱]. این الگوریتم‌ها با الهام از رفتار موجودات اجتماعی طراحی شده‌اند و از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها

^۱ Decorrelation

(ACO)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم کرم شبتاب و الگوریتم کلونی زنبورعسل (ABC) اشاره کرد [۲۰]. الگوریتم کلونی زنبورعسل توانست با شبیه‌سازی رفتار جستجوی غذا در کلونی‌های زنبورعسل، رویکردی ترکیبی از جستجوی محلی و تصادفی ارائه دهد که امکان بهینه‌سازی کارآمد را فراهم می‌سازد [۲۱]. در این الگوریتم، دو مفهوم کلیدی بهره‌برداری^۱ و جستجو^۲ در تعادل قرار می‌گیرند، به گونه‌ای که بهره‌برداری به توسعه پاسخ‌های مناسب موجود و جستجو به کشف پاسخ‌های جدید کمک می‌کند و این تعادل نقش تعیین‌کننده‌ای در دستیابی به نتایج بهینه دارد [۲۳]. کلونی زنبورعسل در طبیعت از سه گروه اصلی تشکیل شده است: زنبورهای پیشاهنگ، کارگر و ناظر که هر یک وظیفه مشخصی در کشف، ارزیابی و انتخاب منابع غذایی بر عهده دارند [۱۱]. در مدل ABC، منابع غذایی به عنوان راه‌حل‌های کاندید در فضای جستجو تعریف می‌شوند و زنبورهای کارگر با ایجاد تغییرات در اطراف این منابع سعی در بهبود آن‌ها دارند، درحالی‌که زنبورهای ناظر براساس کیفیت منابع و با مکانیزم چرخ رولت، منبع مناسب را انتخاب می‌کنند [۲۲]. همچنین، زمانی که یک منبع پس از تکرارهای متوالی بهبود نیابد، به عنوان منبع متروکه در نظر گرفته می‌شود و زنبور مربوطه نقش پیشاهنگی یافته و به تولید منبع جدید در فضای جستجو می‌پردازد تا از گیر افتادن الگوریتم در بهینه‌های محلی جلوگیری شود [۲۱]. مزیت اصلی الگوریتم ABC انعطاف‌پذیری آن در تعریف تابع هدف و عدم نیاز به فرض محدد بودن فضای مسئله است که موجب می‌شود در کاربردهای مختلف از جمله تحلیل داده‌های فراطیفی کارآمد باشد [۲۳]. در فرایند استخراج اندممبر از تصاویر فراطیفی، الگوریتم‌های هندسی به دلیل وابستگی به وجود پیکسل‌های خالص محدودیت دارند، در حالی که الگوریتم ABC می‌تواند بدون این فرض به بهینه‌سازی فرمول‌بندی شده بر اساس رویکرد حداقل حجم دربرگیرنده بپردازد [۱۱]. در این رویکرد، هدف کمینه‌سازی تابعی ترکیبی شامل حجم سیمپلکس اندممبرها و خطای بازسازی (RMSE) است که تعادلی میان پوشش کامل داده‌ها و فشردگی اندممبرها ایجاد می‌کند [۱۰]. مکانیزم‌های داخلی

و خارجی این تابع هدف به صورت هم‌زمان عمل کرده و موجب استحکام بیشتر مدل در برابر نویز و پیچیدگی داده‌ها می‌شوند [۲۲]. استفاده از الگوریتم ABC برای استخراج اندممبرها علاوه بر کاهش وابستگی به پیکسل‌های خالص، دقت بازسازی داده‌ها را افزایش داده و در عین حال از پراکندگی غیرواقعی نقاط در فضای ویژگی جلوگیری می‌کند [۱۷]. شبه‌کد این الگوریتم شامل مراحل اصلی تولید تصادفی راه‌حل‌ها، حرکت زنبورهای کارگر و ناظر، تعیین منابع متروکه و جایگزینی آن‌ها و در نهایت انتخاب بهترین منبع به عنوان پاسخ نهایی است [۳۲]. در این تحقیق از الگوریتم ABC برای استخراج اندممبرهای تصاویر فراطیفی استفاده شد تا با ترکیب کارایی الگوریتم‌های هوش جمعی و رویکردهای هندسی، مدلی مقاوم و دقیق برای جداسازی طیفی ارائه شود.



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم کلونی زنبورعسل

۳-۶- معیارهای ارزیابی الگوریتم استخراج طیف‌های خالص

در فرایند جداسازی طیفی، ارزیابی کیفیت استخراج طیف‌های خالص نقش مهمی در صحت نتایج دارد و دقت نهایی بر مبنای صحت شناسایی این اعضا تعیین می‌شود. یکی از معیارهای مهم برای این ارزیابی، مقایسه ویژگی‌های طیفی استخراج‌شده توسط الگوریتم‌ها با داده‌های مرجع

^۱ Exploitation

^۲ Exploration

کتابخانه طیفی استاندارد USGS است. در این راستا، معیار زاویه طیفی (SAM)^۱ به‌عنوان یکی از پرکاربردترین روش‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد که با محاسبه زاویه بین بردارهای طیفی، شباهت دو طیف را مستقل از تغییرات روشنایی بررسی می‌کند [۱]. در کنار آن، فاصله اقلیدسی طیفی (ED^۲) نیز ابزاری رایج است که بر مبنای فاصله هندسی بین بردارها، میزان شباهت طیفی را مشخص می‌سازد، هرچند برخلاف SAM، به شدت تحت تأثیر تغییرات روشنایی قرار دارد [۱۳]. افزون بر این، معیار واگرایی اطلاعات طیفی (SID^۳) با بهره‌گیری از نظریه اطلاعات، هر طیف را به‌عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته و شباهت یا عدم شباهت آن‌ها را بر اساس توزیع‌های احتمالی محاسبه می‌کند که در نتیجه برای داده‌های فراطیفی با عدم قطعیت بالا مناسب‌تر است [۲۴]. این معیار آماری، با توجه به ماهیت احتمالاتی خود، در شرایطی که داده‌ها تحت تأثیر عوامل جوی یا نویز سنجنده قرار دارند، عملکرد دقیق‌تری نسبت به سنج‌های قطعی ارائه می‌دهد [۱۳]. در نهایت، برای ارزیابی الگوریتم‌های برآورد ضرایب فراوانی، از معیار آماری RMSE استفاده می‌شود که با مقایسه بین تصاویر فراوانی برآورد شده و داده‌های مرجع زمینی، میزان دقت تخمین فراوانی اعضای خالص را محاسبه می‌کند. ترکیب این معیارها، امکان ارزیابی چندجانبه از عملکرد الگوریتم‌های استخراج و برآورد فراوانی را فراهم آورده و تضمین‌کننده دقت تحلیل‌های مبتنی بر جداسازی طیفی در داده‌های فراطیفی است.

۷-۳- معیارهای ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصاویر

در فرایند ارزیابی صحت طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دور، شاخص‌های کمی نقش کلیدی در سنجش میزان دقت الگوریتم‌ها ایفا می‌کنند. ساده‌ترین روش، مقایسه بصری تصویر با خروجی طبقه‌بندی است، اما برای ارزیابی دقیق‌تر، استفاده از روش‌های کمی همچون ماتریس خطا ضروری است، چرا که این ماتریس ارتباط بین نتایج طبقه‌بندی و

داده‌های مرجع زمینی را نشان می‌دهد [۵]. صحت کلی^۴ از طریق نسبت پیکسل‌های درست طبقه‌بندی‌شده به کل پیکسل‌ها به دست می‌آید و یکی از رایج‌ترین معیارهای سنجش صحت است [۱]. علاوه بر آن، ضریب کاپا^۵ به‌عنوان شاخصی آماری برای ارزیابی میزان سازگاری بین نقشه طبقه‌بندی‌شده و نقشه مرجع به کار می‌رود و مقدار آن بین صفر تا یک متغیر است، به‌گونه‌ای که مقادیر نزدیک به یک نشان‌دهنده دقت بالاتر هستند [۵]. در کنار این معیارها، خطاهای طبقه‌بندی شامل خطای کمیشن^۶ و خطای اومیشن^۷ نیز محاسبه می‌شوند که به ترتیب نمایانگر پیکسل‌های به‌اشتباه وارد شده به یک کلاس و پیکسل‌های حذف‌شده از آن هستند [۱]. در این پژوهش، نقشه مرجع با استفاده از طیف‌های استاندارد کتابخانه طیفی USGS تولید و شاخص‌های مذکور برای نتایج حاصل محاسبه گردید.

۴- یافته‌ها

در این بخش، یافته‌های به‌دست‌آمده از اجرای مراحل روش‌شناسی پژوهش به‌صورت نظام‌مند ارائه می‌شود. در ابتدا، خروجی‌های مربوط به پیش‌پردازش و کاهش ابعاد داده‌های فراطیفی AVIRIS مورد تشریح قرار می‌گیرد. در ادامه، نتایج کیفی و کمی استخراج اندممبرها با استفاده از چهار الگوریتم PPI، SMACC، N-Finder و ABC بررسی و مقایسه شده و در نهایت، نتایج طبقه‌بندی نهایی همراه با ارزیابی صحت آماری آن‌ها گزارش می‌گردد.

۴-۱- پیش‌پردازش و کاهش ابعاد

در این تحقیق، داده‌های فراطیفی سنجنده AVIRIS با ابعاد ۲۰۰×۲۰۰ پیکسل و توان تفکیک مکانی ۱۵/۵ متر مورد استفاده قرار گرفت. داده خام شامل ۲۲۴ باند طیفی بود که در نخستین گام پیش‌پردازش، باندهای نویزی و نواحی جذب شدید بخار آب (باندهای ۱ تا ۳، ۱۰۴ تا ۱۱۳، ۱۴۸ تا ۱۶۷ و ۲۲۱ تا ۲۲۴) به دلیل فقدان یا کمبود اطلاعات حذف گردید و تعداد باندهای تصویر به ۱۸۸ باند کاهش یافت. در ادامه، به منظور حذف اثرات اتمسفری و

۴ Overall accuracy

۵ kappa coefficient

۶ Commission Error

۷ Omission Error

۱ Spectral Angle Mapper

۲ Euclidian distance measure

۳ Spectral Information Divergence

مبتنی بر هوش ازدحامی (ABC) از تصویر کاهش‌بعدیافته استخراج گردیدند.

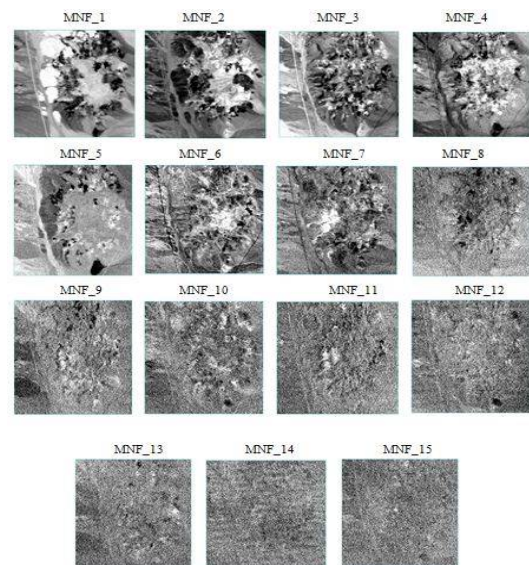
۴-۲-۱- نتایج الگوریتم PPI

الگوریتم PPI با ۱۰,۰۰۰ تکرار و آستانه ۲.۵ بر روی داده‌های کاهش‌بعدیافته MNF اجرا شد که منجر به شناسایی ۲۸,۲۱۷ پیکسل کاندید به عنوان پیکسل‌های خالص گردید. این تعداد بیانگر تأثیر مستقیم تکرارهای متعدد بر بهبود دقت استخراج اندممبرها است، زیرا پیکسل‌های انتهایی بردارهای تصادفی به‌عنوان گزینه‌های خالص شناسایی می‌شوند. انتخاب حد آستانه ۲.۵ نیز به‌منظور کاهش اثر نویز و جلوگیری از شناسایی کاذب تمامی پیکسل‌ها به‌عنوان خالص انجام شد. سپس، پیکسل‌های منتخب در فضای n-D Visualizer بارگذاری شدند که امکان خوشه‌بندی طیفی و جداسازی مواد مختلف را فراهم می‌سازد. با انتخاب پیکسل‌های انتهایی خوشه‌ها و استخراج میانگین رفتار طیفی، طیف‌های به‌دست‌آمده با کتابخانه طیفی USGS مقایسه شدند. نتایج این تحلیل نشان داد که اندممبرهای استخراج‌شده انطباق کلی مناسبی با طیف‌های مرجع دارند. با این حال، در برخی نواحی جذب جزئی تفاوت‌هایی مشاهده گردید که بیانگر حساسیت روش به ویژگی‌های طیفی دقیق کانی‌ها است.

۴-۲-۲- نتایج الگوریتم SMACC

الگوریتم SMACC در سه مرحله اجرا شد که در مرحله نخست، به دلیل ناتوانی ذاتی الگوریتم در تعیین خودکار تعداد اندممبرها، تعداد ۱۵ عضو خالص به‌صورت دستی معرفی گردید. در مرحله دوم، مقدار خطای RMS با توجه به دامنه بازتاب تصویر و بر اساس یک درصد حداکثر بازتاب، برابر با ۰.۰۱ در نظر گرفته شد. در مرحله سوم نیز قیود اختلاط طیفی شامل مثبت بودن فراوانی و جمع واحد برای هر پیکسل اعمال گردید تا نتایج از اعتبار کافی برخوردار باشند. خروجی الگوریتم شامل ۱۵ طیف استخراج‌شده بود که در ادامه با کتابخانه طیفی USGS مقایسه شدند. در این میان، سه طیف بیشترین همخوانی با کانی‌های هدف داشتند و به‌عنوان اندممبرهای نهایی انتخاب شدند. نتایج نشان داد که مشابه الگوریتم PPI، SMACC نیز توانست منحنی‌های طیفی کانی‌ها را با دقت مناسبی بازسازی نماید.

تبدیل مقادیر رادیانس به بازتاب سطحی، الگوریتم FLAASH اعمال شد که توانست خطاهای موجود در طول موج‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه‌موج را اصلاح کند. پس از اعمال این الگوریتم، مقدار میانگین آب ستون جو ۰.۴۰ سانتی‌متر و قابلیت دید ۴۰ کیلومتر محاسبه شد که نشان‌دهنده دقت بالای فرایند تصحیح بود. در گام بعدی، به منظور کاهش حجم محاسبات و تعیین بعد ذاتی داده‌ها، از تبدیل حداقل نویز (MNF) استفاده گردید. نتایج این تبدیل نشان داد که هفت مؤلفه اول بیش از ۹۰ درصد اطلاعات تصویر را در خود جای داده‌اند و از مؤلفه هشتم به بعد، مقادیر ویژه به طور محسوسی کاهش یافته و نسبت سیگنال به نویز (SNR) به مقادیر منفی تغییر یافته است. این روند بیانگر غلبه نویز بر سیگنال اطلاعاتی در مؤلفه‌های بالاتر است. علاوه بر این، بررسی ماتریس کوواریانس نیز تأیید کرد که بعد واقعی داده‌ها برابر با ۷ باند می‌باشد؛ بنابراین، هفت مؤلفه اول تبدیل MNF به عنوان زیر فضای اصلی داده انتخاب شدند تا مبنای تحلیل‌های بعدی از جمله استخراج اندممبر قرار گیرند. نتایج تبدیل MNF در تصویر ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- نتایج تبدیل MNF

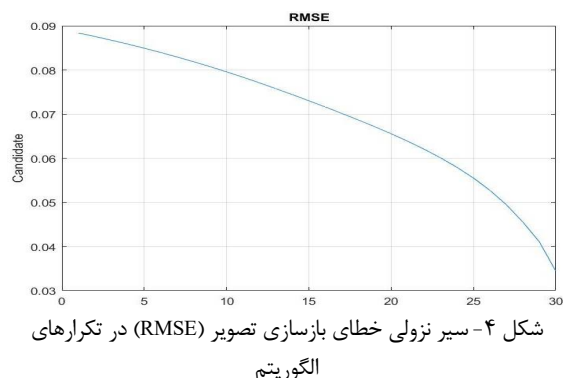
۴-۲- نتایج استخراج طیف‌های خالص با الگوریتم‌های مبتنی بر هندسه

در این مرحله، اندممبرهای کانی‌های هدف شامل آلونایت، کائولینیت و کلسیدو با بهره‌گیری از سه الگوریتم هندسی (PPI، SMACC و N-Finder) و یک الگوریتم

۳-۲-۴- نتایج الگوریتم N-Finder

الگوریتم N-Finder در محیط متلب پیاده‌سازی شد و پس از پیش‌پردازش داده‌های فراطیفی، تصویر کاهش‌یافته ۱۵ باندهای حاصل از تبدیل MNF به‌عنوان ورودی به کار گرفته شد. در این فرایند، تعداد ۱۴ عضو خالص به الگوریتم معرفی گردید. به دلیل انتخاب تصادفی پیکسل‌های اولیه برای محاسبه حجم هندسی، نتایج حاصل از اجرای الگوریتم در هر بار تکرار متفاوت بود. در این روش، تمامی پیکسل‌ها باید به‌صورت متوالی در رئوس حجم هندسی اولیه قرار گیرند و حجم جدید محاسبه شود، روندی که تا دستیابی به بیشترین حجم ادامه می‌یابد و موجب زمان‌بر بودن پردازش می‌شود. نتایج حاصل نشان داد که طیف‌های استخراج‌شده توسط N-Finder همخوانی مناسبی با طیف‌های مرجع داشته‌اند. مقایسه کیفی منحنی‌های طیفی نیز عملکرد این الگوریتم را مشابه سایر روش‌های هندسی مورد استفاده تأیید کرد.

طیف‌های مرجع کتابخانه USGS نشان داد. ویژگی‌های جذبی اصلی و فرعی در طیف‌های استخراج‌شده به طور دقیق‌تر نسبت به الگوریتم‌های هندسی بازسازی شده‌اند. با افزایش تعداد تکرارها، RMSE به طرز چشمگیری کاهش یافته و در تکرار سی‌ام به مقدار حداقل خود رسیده است. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم ABC قادر به استخراج طیف‌های خالص با دقت بالا و حفظ ویژگی‌های طیفی کانی‌های هدف است.



۳-۴- نتایج الگوریتم ABC

الگوریتم ABC با پارامترهای ورودی مشخص‌شده در جدول ۲ اجرا شد و عملکرد آن با هدف کمینه‌سازی تابع هدف ترکیبی شامل حجم سیمپلکس و خطای بازسازی مورد ارزیابی قرار گرفت.

جدول ۲- مقادیر پارامترهای ورودی الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی

پارامتر	مقدار
ابعاد کلونی	۴۰۰۰
تعداد زنبور کارگر	۴۰۰
تعداد زنبور ناظر	۴۰۰
حداکثر تعداد تکرار	۳۰
تعداد اعضای خالص	۸
پارامتر حد مجاز رهاکردن	۲۰۰۰۰
فاکتور جریمه	۱VE+۱

۴-۴- نتایج ارزیابی الگوریتم‌های استخراج طیف‌های خالص

برای ارزیابی کمی الگوریتم‌های استخراج طیف‌های خالص، سنجه‌های SAM، ED، SID و RMSE در مورد چهار الگوریتم PPI، SMACC، N-Finder و ABC برای شناسایی کانی‌های آلونایت، کائولینیت و کلسیدو محاسبه شد.

جدول ۳- نتایج ارزیابی الگوریتم PPI

الگوریتم PPI		SAM	ED	SID	RMSE
	الونایت	۰.۰۹۶	۰.۶۵	۰.۰۰۶	۰.۱
	کائولونایت	۰.۰۶۶	۰.۲۹	۰.۰۰۲	۰.۰۴
	کلسیدو	۰.۰۶۳	۱.۹۳	۰.۰۰۲	۰.۲۹

جدول ۴- نتایج ارزیابی الگوریتم SMACC

الگوریتم		SAM	ED	SID	RMSE
SMACC	آلونايت	۰.۰۹۶	۰.۶۵	۰.۰۰۶	۰.۱
	کائولونايت	۰.۰۷۱	۰.۲۸	۰.۰۰۳	۰.۰۴
	کلسيدو	۰.۰۷۵	۰.۲۷	۰.۰۰۳	۰.۰۴

روند نزولی مداوم تابع هدف طی ۳۰ تکرار و کاهش قابل توجه خطای بازسازی (RMSE) تا مقدار نهایی ۰.۰۳۵ نشان‌دهنده همگرایی موفق الگوریتم به یک راه‌حل بهینه است. تحلیل طیف‌های استخراج‌شده برای کانی‌های آلونایت، کلسیدو و کائولینیت، تطابق بسیار خوبی با

جدول ۵- نتایج ارزیابی الگوریتم N-Finder

الگوریتم N-Finder		SAM	ED	SID	RMSE
آلونايت	۰.۱۴۱	۰.۷	۰.۰۱	۰.۱۱	
کانولونايت	۰.۱۲۶	۱.۳۹	۰.۰۰۷	۰.۱۹	
کلسيدو	۰.۰۷۱	۰.۶	۰.۰۰۳	۰.۰۹	

جدول ۶- نتایج ارزیابی الگوریتم ABC

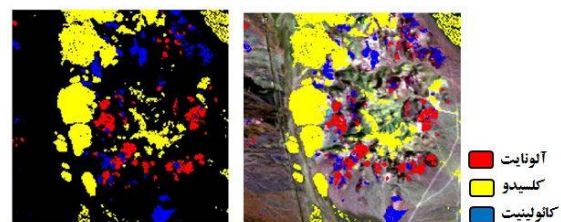
الگوریتم ABC		SAM	ED	SID	RMSE
آلونايت	۰.۰۷۱	۰.۴۸	۰.۰۰۵	۰.۰۶	
کانولونايت	۰.۰۵۲	۰.۱۹	۰.۰۰۳	۰.۰۳	
کلسيدو	۰.۰۵۷	۰.۲۲	۰.۰۰۳	۰.۰۳	

۵-۴- نتایج طبقه‌بندی به روش SAM

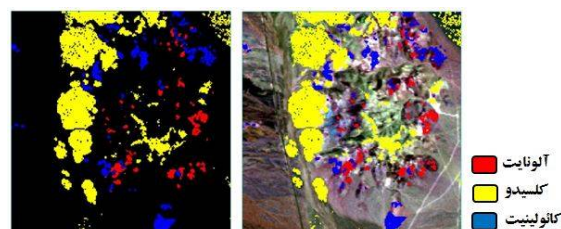
پس از استخراج طیف‌های خالص توسط الگوریتم‌ها، طبقه‌بندی تصویر با روش SAM انجام شد و نتایج با داده‌های مرجع USGS مقایسه گردید. در این ارزیابی، ماتریس خطا، صحت کلی و ضریب کاپا محاسبه شد که بیانگر دقت الگوریتم‌ها در شناسایی کانی‌های هدف بود.

جدول ۷- مقادیر صحت کلی و ضریب کاپا حاصل از الگوریتم SAM

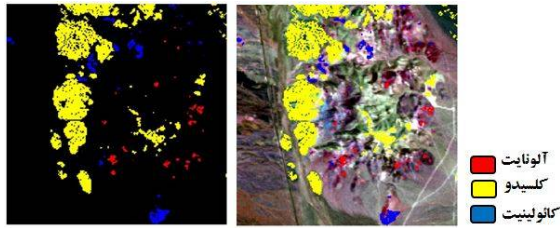
	PPI	SMACC	N_Finder	ABC
صحت کلی	۸۶.۱۹%	۸۳.۸۹%	۸۱.۴۵%	۹۱.۱۴%
ضریب کاپا	۶۲.۶۹%	۵۶.۱۱%	۴۵.۷۰%	۷۸.۴۲%



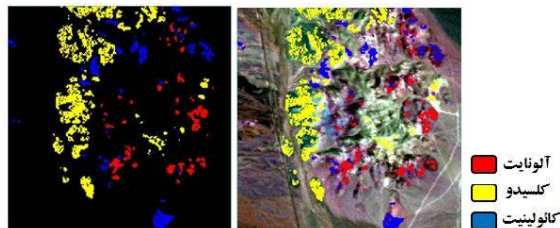
شکل ۵- تصویر طبقه‌بندی شده طیف‌های مرجع کتابخانه طیفی USGS



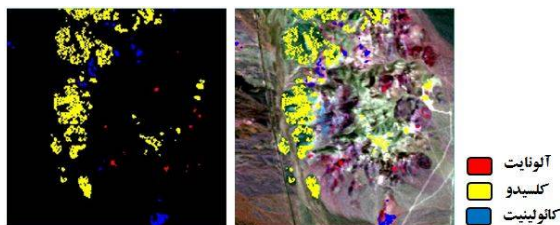
شکل ۶- تصویر طبقه‌بندی شده با استفاده از طیف‌های بدست آمده از الگوریتم ABC



شکل ۷- تصویر طبقه‌بندی شده با استفاده از طیف‌های بدست آمده از الگوریتم PPI



شکل ۸- تصویر طبقه‌بندی شده با استفاده از طیف‌های بدست آمده از الگوریتم SMACC



شکل ۹- تصویر طبقه‌بندی شده با استفاده از طیف‌های بدست آمده از الگوریتم N_Finder

۵- بحث و نتیجه‌گیری

در تصاویر فراطیفی، محدود بودن پهنای باند طیفی (حدود ۱۰ نانومتر) به طور مستقیم منجر به کاهش انرژی در دسترس در طول موج‌های خاص و در نتیجه کاهش نسبت سیگنال به نویز (SNR) می‌شود، موضوعی که همواره به‌عنوان یکی از چالش‌های اصلی در کیفیت داده‌های فراطیفی شناخته شده است [۱]. در چنین شرایطی، تحلیل رفتارهای طیفی برای شناسایی کانی‌ها به‌ویژه در نواحی جذبی، اهمیت بالایی پیدا می‌کند؛ چرا که ویژگی‌های طیفی متمایزکننده، عمدتاً در موقعیت و عمق نوارهای جذبی نهفته‌اند [۱۳]. با این حال، به دلیل محدودیت وضوح مکانی سنجنده‌ها، پیکسل‌های مختلط در تصاویر فراطیفی به طور گسترده مشاهده می‌شوند و این مسئله جداسازی طیفی را به یکی از گام‌های کلیدی در پردازش این داده‌ها تبدیل می‌کند [۸]. هدف اصلی پژوهش حاضر، پرداختن به مسئله جداسازی طیفی و استخراج طیف خالص در موقعیت‌های پیچیده و پر نویز، با بهره‌گیری از الگوریتم

کلونی زنبور عسل مصنوعی (ABC) و مقایسه آن با سه الگوریتم هندسی پرکاربرد شامل PPI، SMACC و N-Finder بود. الگوریتم‌های هندسی مذکور بر فرض وجود پیکسل‌های خالص در تصویر استوارند، به‌گونه‌ای که اندامبرها باید در قالب رئوس یک سیمپلکس در فضای ویژگی حضور داشته باشند [۹]. همان‌طور که [۱۲] اشاره کرده‌اند، در موقعیت‌های واقعی به‌ندرت می‌توان پیکسلی یافت که به طور کامل خالص باشد، زیرا اختلاط طیفی ناشی از محدودیت وضوح مکانی و همپوشانی مواد در مقیاس‌های مختلف اجتناب‌ناپذیر است. در نتیجه، روش‌های هندسی اغلب ناچارند پیکسل‌هایی را انتخاب کنند که تنها نسبتاً خالص هستند و همین امر منجر به استخراج طیف‌های نویزی و کاهش دقت طبقه‌بندی نهایی می‌شود.

یافته‌های تحقیق حاضر با روند روبه‌رشد پژوهش‌هایی که بر استفاده از الگوریتم‌های هوش ازدحامی در پردازش داده‌های فراطیفی تأکید دارند هم‌راستا است. برای نمونه، مطالعات [۱، ۱۱]. نشان داده‌اند که الگوریتم‌های مبتنی بر آمار و هوش جمعی در استخراج اندامبرها موفق عمل کرده‌اند. نوآوری این پژوهش در مقایسه جامع و مستقیم الگوریتم ABC با سه الگوریتم هندسی پرکاربرد و نشان‌دادن تأثیر کمی این برتری بر صحت طبقه‌بندی نهایی نهفته است. بدین ترتیب، اگرچه روش‌های هندسی به دلیل سرعت محاسباتی همچنان جذابیت دارند، نتایج این پژوهش به‌وضوح نشان می‌دهد که در کاربردهایی که دقت

بالا حیاتی است، از جمله اکتشاف معدنی، پایش محیطی یا کشاورزی دقیق، سرمایه‌گذاری بر روی روش‌های محاسباتی پیچیده‌تر اما دقیق‌تر همچون ABC اجتناب‌ناپذیر است. به عبارتی دیگر الگوریتم ABC با تبدیل مسئله از یک جستجوی هندسی محدود به یک فرایند بهینه‌سازی ریاضی در فضای پیوسته، امکان تخمین طیف‌هایی را فراهم می‌کند که حتی اگر به‌عنوان پیکسل منفرد در تصویر حضور نداشته باشند، نماینده واقعیت فیزیکی مواد هستند. این رویکرد باعث می‌شود تا اندامبرهای استخراج‌شده از پایداری و دقت بیشتری برخوردار باشند، یافته‌ای که با نتایج [۱۱]. همخوانی دارد. الگوریتم ABC به‌واسطه تعادل مؤثر بین جستجوی محلی و سراسری و جلوگیری از گرفتار شدن در بهینه‌های محلی، توانسته است عملکردی به‌مراتب برتر از روش‌های هندسی ارائه دهد. نتایج این پژوهش نشان داد که معیار خطای بازسازی (RMSE) با استفاده از الگوریتم ABC تا مقدار ۰.۰۳۵ کاهش یافته و این کاهش به طور مستقیم به بهبود معنادار صحت طبقه‌بندی منجر شده است. صحت کلی و ضریب کاپا به ترتیب از ۸۶.۱۹٪ و ۰.۶۲۶۹ (در بهترین حالت هندسی) به ۹۱.۱۴٪ و ۰.۷۸۴۲ در الگوریتم ABC ارتقا یافت؛ لذا می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم ABC به‌عنوان یک ابزار قدرتمند و نوآورانه، توانسته است محدودیت‌های اساسی روش‌های هندسی را پشت سر بگذارد و راه را برای تحلیل دقیق‌تر و قابل‌اعتمادتر تصاویر فراطیفی هموار کند.

مراجع

- [۱]. Alshahrani, A. A., Bchir, O., & Ben Ismail, M. M. (2025). Autoencoder-Based Hyperspectral Unmixing with Simultaneous Number-of-Endmembers Estimation. *Sensors*, 25(8), 2592. <https://doi.org/10.3390/s25082592>
- [۲]. Shaw, G. A., & Burke, H. K. (2003). Spectral imaging for remote sensing. *Lincoln Laboratory Journal*, 14(1), 3-28.
- [۳]. Gomez, R. B. (2002). Hyperspectral imaging: a useful technology for transportation analysis. *Optical Engineering*, 41(9), 2137-2143. <https://doi.org/10.1117/1.1497985>
- [۴]. Shivakanth, G., & Tanwar, P. S. (2018). Review on conventional and advanced classification approaches in remote sensing image processing. *Int. J. Comput. Sci. Eng*, 6, 871-879.
- [۵]. Foody, G. M. (2020). Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the accuracy of thematic maps obtained by image classification. *Remote sensing of environment*, 239, 111630. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111630>
- [۶]. Chang, C. I. (2003). *Hyperspectral imaging: techniques for spectral detection and classification* (Vol. 1). Springer Science & Business Media.
- [۷]. Song, W., Zhang, X., Yang, G., Chen, Y., Wang, L., & Xu, H. (2024). A study on dimensionality reduction and parameters for hyperspectral imagery based on manifold learning. *Sensors*, 24(7), 2089. <https://doi.org/10.3390/s24072089>
- [۸]. Keshava, N., & Mustard, J. F. (2002). Spectral unmixing. *IEEE signal processing magazine*, 19(1), 44-57. <https://doi.org/10.1109/79.974727>

- [۹]. Boardman, J. W. (1994, August). Geometric mixture analysis of imaging spectrometry data. In Proceedings of IGARSS'94-1994 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (Vol. 4, pp. 2369-2371). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.1994.399740>
- [۱۰]. Plaza, J., Hendrix, E. M., García, I., Martín, G., & Plaza, A. (2012). On endmember identification in hyperspectral images without pure pixels: A comparison of algorithms. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 42(2), 163-175. <https://doi.org/10.1007/s10851-011-0276-0>
- [۱۱]. Sun, X., Yang, L., Zhang, B., Gao, L., & Gao, J. (2015). An endmember extraction method based on artificial bee colony algorithms for hyperspectral remote sensing images. *Remote Sensing*, 7(12), 16363-16383. <https://doi.org/10.3390/rs71215834>
- [۱۲]. Rezaei, Y., Mobasheri, M. R., Zoej, M. V., & Schaepman, M. E. (2011). Endmember extraction using a combination of orthogonal projection and genetic algorithm. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(2), 161-165. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2162936>
- [۱۳]. Bioucas-Dias, J. M., Plaza, A., Dobigeon, N., Parente, M., Du, Q., Gader, P., & Chanussot, J. (2012). Hyperspectral unmixing overview: Geometrical, statistical, and sparse regression-based approaches. *IEEE journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing*, 5(2), 354-379. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2012.2194696>
- [۱۴]. Bioucas-Dias, J. M., & Nascimento, J. M. (2008). Hyperspectral subspace identification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(8), 2435-2445. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.918089>
- [۱۵]. Varshney, P. K., & Arora, M. K. (2004). *Advanced image processing techniques for remotely sensed hyperspectral data*. Springer Science & Business Media.
- [۱۶]. Nascimento, J. M., & Bioucas-Dias, J. M. (2009, September). Nonlinear mixture model for hyperspectral unmixing. In *Image and Signal Processing for Remote Sensing XV* (Vol. 7477, pp. 157-164). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.830492>
- [۱۷]. Winter, M. E. (1999, October). N-FINDR: An algorithm for fast autonomous spectral end-member determination in hyperspectral data. In *Imaging spectrometry V* (Vol. 3753, pp. 266-275). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.366289>
- [۱۸]. Gruninger, J. H., Ratkowski, A. J., & Hoke, M. L. (2004, August). The sequential maximum angle convex cone (SMACC) endmember model. In *Algorithms and technologies for multispectral, hyperspectral, and ultraspectral imagery X* (Vol. 5425, pp. 1-14). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.543794>
- [۱۹]. Plaza, A., Martínez, P., Pérez, R., & Plaza, J. (2004). A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 42(3), 650-663. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.820314>
- [۲۰]. Karaboga, D. (2005). An idea based on honey bee swarm for numerical optimization.
- [۲۱]. Pham, D. T., Ghanbarzadeh, A., Koç, E., Otri, S., Rahim, S., & Zaidi, M. (2006). The bees algorithm—a novel tool for complex optimisation problems. In *Intelligent production machines and systems* (pp. 454-459). Elsevier Science Ltd. <https://doi.org/10.1016/B978-008045157-2/50081-X>
- [۲۲]. Xie, F., Li, F., Lei, C., Yang, J., & Zhang, Y. (2019). Unsupervised band selection based on artificial bee colony algorithm for hyperspectral image classification. *Applied Soft Computing*, 75, 428-440. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.11.014>
- [۲۳]. Karaboga, D., & Basturk, B. (2007). A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm. *Journal of global optimization*, 39(3), 459-471. <https://doi.org/10.1007/s10898-007-9149-x>
- [۲۴]. Chitnis, S., Mantripragada, K., & Qureshi, F. Z. (2024, July). SpACNN-LDVAE: Spatial Attention Convolutional Latent Dirichlet Variational Autoencoder for Hyperspectral Pixel Unmixing. In *IGARSS 2024-2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 7714-7719). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10640940>
- [۲۵]. Ashley, R. P., & Abrams, M. J. (1980). Alteration mapping using multispectral images: Cuprite mining district, Esmeralda County, Nevada (No. 80-367). US Geological Survey.
- [۲۶]. Bedini, E., & Chen, J. (2023). Evaluation of EnMAP hyperspectral satellite data for epithermal alteration mapping at Cuprite-Goldfield, southwestern Nevada, USA. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing*, 13(2), 262-269. <http://dx.doi.org/10.29150/jhrs.v13.2.p262-269>
- [۲۷]. Schowengerdt, R. A. (2006). *Remote sensing: models and methods for image processing*. elsevier.
- [۲۸]. Chen, B., Liu, L., Zou, Z., & Shi, Z. (2023). Target detection in hyperspectral remote sensing image: Current status and challenges. *Remote Sensing*, 15(13), 3223. <https://doi.org/10.3390/rs15133223>
- [۲۹]. Ghamisi, P., Plaza, J., Chen, Y., Li, J., & Plaza, A. J. (2017). Advanced spectral classifiers for hyperspectral images: A review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(1), 8-32. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2016.2616418>

- [۳۰]. Kruse, F. A. (2004, March). Comparison of ATREM, ACORN, and FLAASH atmospheric corrections using low-altitude AVIRIS data of Boulder, CO. In Summaries of 13th JPL Airborne Geoscience Workshop, Jet Propulsion Lab, Pasadena, CA (pp. 1-10).
- [۳۱]. Aggarwal, A., & Garg, R. D. (2015). Systematic approach towards extracting endmember spectra from hyperspectral image using PPI and SMACC and its evaluation using spectral library. *Applied Geomatics*, 7(1), 37-48. <https://doi.org/10.1007/s12518-014-0149-5>
- [۳۲]. Yang, L., Sun, X., Peng, L., Yao, X., & Chi, T. (2015). An agent-based artificial bee colony (ABC) algorithm for hyperspectral image endmember extraction in parallel. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(10), 4657-4664. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2454518>