نشریه علمی- ترویجی مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دوره چهارم، شماره ۳، شهریور ماه ۱۳۹۲

طبقه‌بندی خردپیکسلی تصاویر فراطیفی با استفاده از تحلیل مولفه‌های مستقل

حسین ارمشی*[1]، سعید همایونی[2]، محمد سعادت سرشت[2]

[1]دانش‌آموخته کارشناسی ارشد سنجش از دور- گروه مهندسی نقشه‌برداری - پردیس دانشکده‌های فنی- دانشگاه تهران
Armeshi@alumni.ut.ac.ir

[2]استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
{Homayounis, Msaadat}@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۲، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۲)

چکیده

شناسایی و تشخیص عوارض شهری، یکی از کاربردهای پیچیده در طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری است. با این وجود، به نظر می‌رسد تصاویر فراطیفی به دلیل توانمندی ویژه در ارائه اطلاعات پیرامون مواد و اشیاء سطح زمین، توان بهتری داشته باشند. روش‌های پردازش تصاویر کلاسیک معمولا برای داده‌های فراطیفی، به نتایج قابل قبولی منجر نمی‌شوند. از این رو، روش‌های نوینی برای استخراج اطلاعات از این نوع داده‌ها، مطرح شده‌اند.

در این مقاله، بر پایه‌ی تحلیل مولفه‌های مستقل ((Independent Component Analysis (ICA) که یک روش پردازش سیگنال برای کاربردهای گوناگون جداسازی منابع است، یک الگوریتم طبقه‌بندی نرم ارائه شده است. ایده اصلی روش ICA، بر مبنای فرض خطی بودن ترکیب منابع و استقلال آماری دو جانبه آنهاست. این روش، جداسازی منابع مرتبط با سهم و توزیع مواد گوناگون در صحنه را، بدون هیچ دانشی از پیش، فراهم می‌کند. به عبارت دیگر می‌توان این تحلیل را به عنوان راه حل غیر نظارت شده برای طبقه‌بندی نرم و جزء پیکسلی درنظر گرفت. در کاربرد طبقه‌بندی نرم، سیستم تصویربرداری فراطیفی، یک سیستم مشاهده‌گر با یک ترکیب طیفی خطی در نظر گرفته می‌شود. همچنین فرض می‌شود اطلاعات فراوانی کلاس‌های طیفی، مستقل هستند و به عنوان انواع گوناگونی از مواد با طیف خالص نسبی تفسیر شوند.

به علت ابهامات ذاتی ICA، منابع تخمین زده شده منطبق با فراوانی کلاس‌های طیفی حاضر در صحنه نیست و نمی‌توانند به طور مستقیم به عنوان میزان حضور یا تعلق کلاس‌ها در صحنه مورد استفاده قرار گیرند. بنابراین، جهت تهیه نقشه‌های مواد حاضر در صحنه‌ی نقشه-های پوششی، مرحله دیگری که همان تصمیم‌گیری، بر مبنای منطق فازی است، مورد نیاز است.

الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های سنجنده‌ی هوابرد CASI، پیاده‌سازی شد. نتایج از طریق مقایسه با داده حقیقی زمینی ارزیابی شد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که این الگوریتم برای کشف کلاس‌های اصلی موجود در صحنه توانمند است. با این وجود فرض خطی بودن مدل ممکن است همیشه برای برخی پدیده‌ها مانند اثر توپوگرافی روی سقف ساختمان‌ها، اثرات اتمسفری و پدیده اختلاط طیفی سازگار نباشد.

واژگان کلیدی: طبقه‌بندی نرم، جداسازی طیفی، پردازش تصاویر فراطیفی، تحلیل مولفه‌های مستقل، نقشه پوشش شهری.

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

بررسی و طبقه‌بندی محیط‌هایی مانند مناطق شهری، یک امر دشوار است. یک منطقه‌ی شهری، چه از نظر هندسی و چه از نظر فیزیکی، یک عارضه‌ی پیچیده و پویا به‌شمار می‌آید. بر اساس این دو جنبه، مدل‌سازی این عارضه برای کاربردهای گوناگون تهیه نقشه، نیاز به اطلاعات دقیق از هر دو بعد طیفی و مکانی دارد. سنجش از دور و به ویژه تصویربرداری فراطیفی[۱] در توصیف مناطق شهری بسیار کارآمد است. این ابزار می‌تواند داده‌ها و اطلاعات بسیار مفید برای کاربردهای شهری مانند تهیه نقشه شهری، مدل‌سازی سه بعدی، واقعیت مجازی و مخابراتی داشته باشد. در واقع تصویربرداری فراطیفی به عنوان یک پیشرفت چشمگیر و مهم انقلابی در سنجش از دور، می‌تواند اطلاعات یکپارچه‌ای را برای تشخیص و نقشه‌برداری اشیاء و پدیده‌های زمینی فراهم کند [1].

میزان داده‌ی برداشت شده توسط یک سنجنده‌ی فراطیفی با توجه به تمام ابعاد رادیومتریکی، مکانی و طیفی، در مقایسه با داده‌های تصویری چندطیفی[۲]، بسیار بیشتر است. طبیعتاً، روش‌های کلاسیک تحلیل داده‌ها، توانایی پردازش و تحلیل این نوع تصاویر را ندارند. بنابراین، روش‌های جدیدتری، برای غلبه بر مشکلات مرتبط با این داده‌ها مانند حجم بالا، تعداد باند و بعد طیفی زیاد، هبستگی بین باندها و افزونگی داده‌ها و زمان پردازش نسبی بالا، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است [2].

اخیراً روش‌های زیادی برای پردازش داده‌های تصویری فراطیفی بر پایه‌ی روش‌های شناسایی الگو ارائه شده است. این روش‌ها، بیشتر از اطلاعات طیفی موجود در پیکسل، به جای اطلاعات مکانی موجود در تصویر، استفاده می‌کنند. این روش‌ها به دو گروه اصلی تقسیم‌بندی می‌شوند: روش‌های نظارت شده و روش‌های نظارت نشده. در روش نخست، دانش از پیش معلومی پیرامون اشیاء موجود است. در حالیکه در روش‌های نظارت نشده، هیچگونه اطلاعاتی درباره‌ی کلاس‌های گوناگون موجود در صحنه وجود ندارد [3].

در این پژوهش، یک الگوریتم نظارت نشده بر پایه‌ی تحلیل مولفه‌های مستقل، که یکی از روش‌های مطرح در جداسازی نظارت نشده منابع[۳] است، برای طبقه‌بندی نرم یا جزء پیکسلی تصاویر فراطیفی پیشنهاد و ارزیابی شده است. در بخش‌های بعدی این مقاله، ابتدا یک مدل‌سازی فیزیکی برای تصویربرداری فراطیفی با تفسیر یک سیستم خطی معرفی می‌شود. سپس روش تحلیل مولفه‌های مستقل و کاربردهای آن برای سنجش از دور فراطیفی تشریح می‌شود. در ادامه پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی داده واقعی ارائه می‌شود و سرانجام، نتایج مورد بحث و ارزیابی قرار خواهد گرفت.

۲- مدل‌سازی فیزیکی

هدف از مدل‌سازی، برقراری یک ارتباط ریاضی-فیزیکی بین پرتوهای بازتابیده شده از جسم و سنجنده از یک سو و الگوریتم‌های پردازش داده‌های تصویری، از سوی دیگر است. در کنار جنبه‌های تحلیلی روش‌ها، مدل‌سازی شکل‌گیری تصاویر سنجش از دوری می‌تواند در توسعه کاربردهای ابزارهای پردازش و الگوریتم‌ها، مفید باشد. ویژگی‌های داده تصویری سنجش از دوری تابعی از خواص فیزیکی توزیع و انتقال پرتوهای تابش نور در اتمسفر، ویژگی‌های سطح زمین و سنجنده است. شناخت این ویژگی‌ها در طراحی و توسعه‌ی الگوریتم‌ها می‌تواند به افزایش کارایی آنها و قابلیت اعتماد به نتایج منتهی شود.

در این مدل‌سازی یک سنجنده‌ی فراطیفی، یک سیستم مشاهداتی الکترواپتیک است که فقط پرتوهای بازتاب یافته از اجسام زمینی را ثبت می‌کند. این تابش‌ها، طیف الکترومغناطیسی با طول موجی در دامنه ۰/۴ الی ۲/۵ میکرومتر را در بر می‌گیرند. این ناحیه از امواج مرئی و فروسرخ نزدیک، دارای مزایایی مانند میزان انرژی بالا، پنجره‌ی اتمسفری و بازتاب طیفی بالای عوارض برای بسیاری از مواد طبیعی است [4]. همچنین، در این محدوده‌ی از طیف امواج الکترومغناطیس، اثر تابش حرارتی اشیاء قابل چشم‌پوشی است [5].

---

[۱] Hyperspectral Imagery (HSI)
[۲] Multispectral
[۳] Blind Source Seperation (BSS)

سنجش یک طیف تابشی (ρ) که تابعی از طول موج (λ) است، علاوه بر اینکه وابسته به انعکاس طیفی (R) است، به هندسه صحنه، شرایط اتمسفری و ویژگی‌های سنجنده‌ای نیز وابسته است. چنین سیستم تصویربرداری سنجش از دوری، خود شامل زیرسیستم-های دیگری نیز می‌شود. دو زیرسیستم که نقش اساسی در روش شکل‌گیری تصویر ایفا می‌کنند، عبارتند از:

i. زیرسیستم محیطی با تمام اثرات هندسی، اتمسفری و فیزیکی
ii. زیرسیستم مرتبط با سنجنده و ویژگی‌های الکترو-اپتیکی آن

به منظور یک مدل‌سازی کارا و کامل، تمام یا حداقل زیرسیستم‌های اصلی باید در نظر گرفته شوند و مورد بررسی قرار گیرند. برای نیل به این مقصود، سعی می-شود داده سنجش از دوری فراطیفی، در دو سطح مدل شوند:

سطح یکم: مدل‌سازی فیزیکی صحنه، که شامل پدیده‌های محیطی اصلی است. به طور دقیق‌تر، از نظر پردازش تصویر در این سطح کلی تصویر و پیکسل‌های آن مدل می‌شوند.

سطح دوم: مدل‌سازی پدیده اختلاط طیفی است که می‌توان آن را به عنوان ویژگی سنجنده در نظر گرفت. از این دیدگاه، می‌توان گفت که اختلاط ایجاد شده بر اساس ضعف توان تفکیک مکانی سنجنده است. این سطح از مدل‌سازی بر یک پیکسل منفرد و حضور عناصر چندگانه در آن تمرکز دارد.

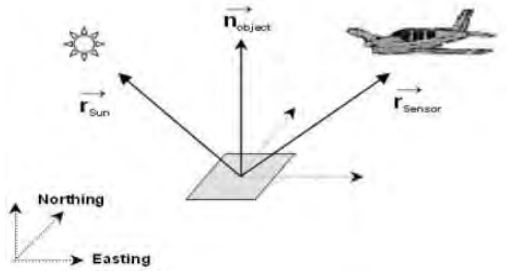
۲-۱- مدل‌سازی طیفی صحنه تصویربرداری

هدف از مدل‌سازی در این سطح، توصیف چگونه رسیدن پرتوهای بازتابی به سنجنده است. به عبارت دیگر، این نوع مدل‌سازی، پدیده‌های فیزیکی مرتبط با خورشید، اشیاء و اتمسفر را در نظر می‌گیرد. شرایط هندسی هنگام تصویربرداری، اثر نسبتاً زیادی بر طیف بازتابی دارد. همچنین شرایط اتمسفری و محیطی، منجر به تغییرات قابل توجهی در میزان انرژی بازتابی قابل اندازه‌گیری در سنجنده می‌شود [6]. شکل ۱ هندسه صحنه تصویربرداری را برای یک واحد نمونه‌برداری زمینی، نمایش می‌دهد. المان‌های هندسه‌ی تصویربرداری را می‌توان به صورت زیر در نظر گرفت:

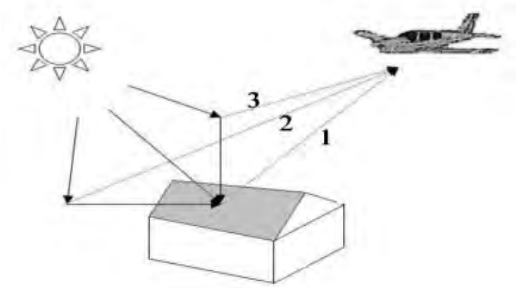
$\vec{n}$ بردار نرمال سطح

$\vec{r}_{sun}$ بردار موقعیت خورشید (به عنوان منبع تابش)

$\vec{r}_{sensor}$ بردار موقعیت سنجنده



شکل ۱- هندسه صحنه و المان‌های آن



شکل ۲- سهم شرایط محیطی و اتمسفری بر تابش

در شکل ۲ به طور خلاصه شرایط اتمسفری تاثیرگذار بر پرتو رسیده به سنجنده نمایش داده شده است. مهمترین پدیده‌ها در فرآیند رسیدن تابش طیفی به سنجنده عبارتست از: الف) بازتابش مستقیم اشیاء و سطح ب) بازتابش از سطوح همسایگی و ج) تابش حاصل از پراکنش اتمسفری. یک مدل فیزیکی کامل‌تر با جزئیات بیشتر از یک سیستم سنجش از دوری با تمامی پارامترهای اتمسفری و هندسی برای پدیده‌ی بازتاب طیفی، در [7] نیز ارائه شده است. بر این اساس، Healey و *همکارانش*، یک مدل با پیچیدگی به نسبت کمتر، که تابش رسیده به سنجنده را مدل‌سازی می-کند، پیشنهاد کرده‌اند [8]:

$$\rho(\lambda) = R(\lambda)[\alpha.A(\lambda) + \beta.B(\lambda)] + P(\lambda) \qquad (۱)$$

در این مدل، $P(\lambda)$ مسیر تابشی پراکنش یافته، $A(\lambda)$ و $B(\lambda)$ به ترتیب توابع طیفی آسمانی و خورشیدی و α و β نیز ثوابت هندسی هستند. در

بیشتر کاربردهای شناسایی سنجش از دوری، از این مدل نیاز است $R(\lambda)$ را که همان بازتاب یا امضای طیفی سطوح است، برآورد شود. برای این مقصود، یک دانش خوب پیرامون شرایط و عوامل اتمسفری و هندسی لازم است، ولی دستیابی به چنین اطلاعاتی دشوار می‌نماید. اما در مورد کاربردهایی چون کشف اهداف و طبقه‌بندی آنها، تابش طیفی و فراوانی کلاس-های طیفی می‌تواند کفایت کند. بنابراین می‌توان از یک مدل ساده شده بر اساس این مدل‌ها، که تابش ثبت شده در سنجنده را به عنوان تابعی از این پارامترها در نظر می‌گیرد، استفاده کرد:

$$\rho(\lambda) = f(R(\lambda), geometry, atmos) \qquad (۲)$$

به این ترتیب اگر بازتاب سطوح و اشیاء[۱] به عنوان ورودی سیستم در نظر گرفته شود، تابش رسیده به سنجنده[۲] خروجی سیستم خواهد بود. این سیستم، تمام اثرات اتمسفری و خورشیدی و ویژگی‌های اشیاء را در برمی‌گیرد. نخستین و ساده‌ترین روش جهت مدل‌سازی این سیستم تصویربرداری، یک سیستم خطی است. با این روش، فرض بر این است که پرتوهای تابش طیفی یک ترکیب خطی از بازتاب طیفی پدیده‌ها هستند. بنابراین، برای کل صحنه، می‌توان مدل فیزیکی تصویرسازی را در یک فرم ماتریسی به این صورت ارائه کرد:

$$\rho_{(n\times m)} = R_{(n\times p)}.I_{(p\times m)} + N_{(n\times m)} \qquad (۳)$$

که R امضاءهای طیفی مواد یا انعکاس مواد موجود، n تعداد باندهای طیفی و p تعداد پدیده‌ی مشخص طیفی حاضر در صحنه است. همچنین ماتریس I، فراوانی مواد و m تعداد کل پیکسل‌ها، معادل حاصلضرب تعداد ردیف‌ها در تعداد ستون‌ها است. ρ داده‌های مشاهده شده مرتبط با تابش طیفی و نهایتاً N ماتریس نمایشگر نوفه‌های[۳] ناشناخته‌ی سیستم است. می‌توان گفت که ماتریس I توانایی ارائه اثرات شرایط اتمسفری و هندسی بر تابش‌های مشاهداتی را داراست. بنابراین مدل یک سیستم تصویربرداری فراطیفی یک مکعب داده‌ای از مشاهدات مکانی و طیفی مرتبط با اشیاء یک صحنه را برداشت و ثبت می‌کند.

۲-۲- مدل‌سازی طیفی در سطح پیکسل

هدفِ مدل‌سازی در سطح پیکسل، ارزیابی پدیده‌ی اختلاط طیفی است. تابش ثبت شده توسط یک سنجنده، برای یک پیکسل مفروض، ترکیبی از تابش طیفی پراکنش یافته توسط اشیاء و سطوح حاضر در پوشش مکانی پیکسل است [9]. همانطور که اشاره شد، ترکیب امضاءهای طیفی در پیکسل، تابعی از تابع پاسخ یا به عبارتی توان تفکیک مکانی سنجنده است. پدیده‌ی پیکسل مختلط در کاربردهای سنجش از دور با پیدایش تصاویر فراطیفی در دهه‌ی اخیر گسترش بیشتر پیدا کرده و مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است [10]. پیکسل‌های مختلط غالباً به دو علت زیر رخ می‌دهند:

الف) نسبت ابعاد اشیاء به ابعاد پیکسل (پدیده قدرت تفکیک مکانی سنجنده)

ب) پیکسل‌های متشکل از دو یا چند ماده [11].

یکی از عوامل اساسی در تجزیه و تحلیل اختلاط طیفی، طبیعت اختلاط است. به عبارت دیگر، خطی یا غیر خطی بودن اختلاط طیفی نقش مهمی در انتخاب الگوریتم پردازش داده‌ها و خروجی مورد نظر از آنها دارد [11]. با در نظر گرفتن پدیده‌ی مقیاس و سهولت پیاده-سازی مدل‌سازی، غالباً اختلاط طیفی در تصاویر فراطیفی مشاهده زمین، خطی فرض می‌شود [10]. به ویژه در مورد تصاویر شهری، از آنجایی که تداخل پرتوهای بازتابی به صورت درشت نمود[۴] است و مواد به صورت چشمی قابل تفکیک هستند، بنابراین می‌توان آن را به عنوان یک ترکیب خطی در نظر گرفت [12]. در پدیده‌ی اختلاط طیفی خطی، هیچ تعاملی بین مواد گوناگون وجود ندارد و طیف یک پیکسل مختلط به طور خیلی ساده حاصل مجموع سهم حضور سطح در بازتاب طیفی آنها است. یک مدل اختلاط خطی کلی وقتی که p کلاس طیفی مشخص در یک پیکسل باشند، به این صورت ارائه شده است [13]:

---

۱ Reflectance
۲ At-Door-Radiance
۳ Noise
۴ Macroscopic

$$x = \sum_{i=1}^{p} a_i . s_i + w \qquad (۴)$$

در این معادله، a_i بردارهای فراوانی کلاس‌های طیفی و s_i بازتاب طیفی آن کلاس است. w نیز به عنوان نویز در نظر گرفته می‌شود. با در نظرگیری چنین مدلی، دو قید بر عناصر بردار a تحمیل می‌شود: یکم) قید مثبت‌بودن[۵] است، این قید بیان می‌کند که a_iها، به دلایل فیزیکی نمی‌توانند منفی باشند. دوم) قید جمع-پذیری[۶] است که باید مجموع a_iها برابر یک باشد. در نظرگرفتن این قیود منجر به محدود شدن انتخاب الگوریتم‌های پردازشی و کاربردهای آن‌ها می‌شود [14]. با استفاده از این مدل، می‌توان a_iها را با در نظرگیری مسئله‌ی طبقه‌بندی خرد-پیکسلی تخمین زد. به عبارت دیگر این نحوه مدل‌سازی پیکسل مختلط را می‌توان برای جداسازی طیفی و طبقه‌بندی نرم بکار برد.

۲-۳- یک مدل طیفی خطی کلی

از آنجاییکه مقادیر ثبت شده توسط سنجنده به عنوان خروجی، نتیجه هر دو پدیده‌ی اثرات محیطی و پدیده‌ی اختلاط است، یک مدل کلی می‌تواند یک سیستم تصویربرداری الکترواپتیکی مانند یک سنجنده فراطیفی را توصیف کند. این مدل می‌تواند ترکیبی از مدل‌سازی در هر دو سطح پیکسل و صحنه باشد. در حقیقت، معادله (۴) برای هر پیکسل از معادله (۳) معتبر است. بنابراین با این ترکیب، ستون‌های ماتریس I یا a_iها مقادیر فراوانی هر کلاس خواهند بود. نمایش ساده شده این مدل، به این صورت خواهد بود:

$$X = R.I + N \qquad (۵)$$

که ساختاربندی ماتریس I خواهد بود:

$$I = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \dots & \dots & a_{ij} & \dots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pm} \end{pmatrix} \qquad (۶)$$

و ماتریس X در بر گیرنده‌ی تابش‌های رسیده و ثبت شده توسط سنجنده است.

از آنجاییکه این سیستم تصویربرداری، مانند یک جعبه‌ی سیاه به صورت خطی مدل می‌شود، بسیاری از پارامترهای اتمسفری و هندسی نادیده گرفته می‌شوند. اما این اثرات بر روی مشاهدات باقی خواهند ماند. بنابراین، منطقی است اثر تغییرات این پارامترها در مدل ارزیابی شود. سه اثر متفاوت بر روی مشاهدات سنجنده قابل تشخیص است:

i. اثرات اتمسفری
ii. اثرات هندسی
iii. پدیده اختلاط

اثرات اتمسفری معمولاً باعث کاهش یا افزایش میزان انرژی ورودی، خواهند شد. این تغییرات بر روی انرژی ثبت شده، می‌تواند تغییراتی را بر روی بازتاب طیفی سطوح و پدیده‌ها ایجاد کند که می‌توانند خطی یا غیر خطی باشند. همچنین اثرات هندسی و تغییرات در توپوگرافی، حتی در سطح یک پدیده مانند وجوه گوناگون سقف یک ساختمان، منجر به تغییراتی در طیف بازتابی مواد سطح می‌شود. Healey و همکارانش اثرات این تغییرات را بر روی طیف مواد موجود در کتابخانه طیفی USGS مورد مطالعه قرار داده‌اند. این کتابخانه، شامل ۴۹۸ طیف ماده طبیعی متفاوت است که با جزئیات فراوان اندازه‌گیری و ثبت شده است. آنها به کمک نرم‌افزار MODTRAN 3.5 برای شبیه‌سازی سری جدیدی از طیف بازتاب مواد با تغییر در پارامترهای اتمسفری و هندسی، استفاده کردند. نهایتاً آنها نتیجه‌گیری کردند که این تغییرات را می‌توان با دقت قابل قبولی با یک مدل خطی مدل کرد [8]. همچنین جهت ارزیابی خطی بودن سیستم مشاهدات سنجش از دوری، بررسی‌های تجربی انجام شده بر روی داده‌ی واقعی، به طور نسبی خطی بودن چنین سیستمی را تایید می‌کند [15].

طبیعت ترکیب طیفی، پارامتر مهم دیگری است که در تعیین روش‌های پردازش و تجزیه تحلیل داده‌ها نقش بسزایی دارد. دو گروه اصلی از اختلاط طیفی وجود دارد: الف) اختلاط طیفی خطی و ب) اختلاط طیفی غیر خطی [11].

---

۵ Positivity
۶ Additivity

نوع اختلاط به بعضی عوامل گوناگونی مانند بازتاب جذب پدیده‌ها و تابش حرارتی از یک سو و ترکیب، بافت و درجه نرمی و زبری سطح از سوی دیگر وابسته است. همچنین هندسه‌ی دید و ویژگی‌های BRDF[۷] اجسام نیز بر بازتاب طیفی آنها تاثیرگذار است. هر چند بررسی و تعیین نقش این عوامل می‌تواند در دستیابی به قابلیت اعتماد نتایج مهم باشد، ولی در عمل کسب این دانش پیرامون آنها بسیار دشوار و بعضاً غیرممکن است [16]. معمولاً عملی‌ترین فرضیه، به دلیل سادگی پیاده-سازی و تحلیل داده‌ها، این است که یک مدل اختلاط طیفی خطی در نظر گرفته می‌شود [15].

۲-۴- تجزیه و تحلیل تصاویر فراطیفی

بر اساس مدل ارائه شده، دو کاربرد شناسایی الگو را می‌توان برشمرد: یکم) شناسایی پدیده‌ها و مواد و دوم) طبقه‌بندی کلاس‌های طیفی.

کاربرد نخست را می‌توان به عنوان یک روش آشکارسازی و تشخیص هدف در نظر گرفت. به عبارت دیگر در مدل بالا، به دست آوردن ماتریس R مورد نظر است. اما، در مسئله‌ی طبقه‌بندی، چون نیاز است که اطلاعات پوشش/ زمین برآورد شود، باید ماتریس I به دست آید. همچنین با در نظرگیری مدل‌سازی فیزیکی و ریاضی در رابطه‌ی (۵)، می‌توان استراتژی و راهکار پردازش داده‌ها را نیز انتخاب کرد. در این ارتباط، اگر دانش کمی پیرامون مواد و پدیده‌ها وجود داشته باشد، و به عبارتی ماتریس R معلوم باشد، طبیعت روش نظارت‌شده خواهد بود. بر عکس اگر هیچگونه اطلاعاتی پیرامون کلاس‌های موجود یا مورد علاقه در صحنه وجود نداشته باشد، R نامعلوم است و روش نظارت نشده خواهد بود.

همچنین از مدل ارائه شده، سخت یا نرم بودن طبقه‌بندی نیز قابل تعیین و تفسیر است. به عبارت دیگر انتخاب راهکار طبقه‌بندی پیکسل‌های خالص، خروجی الگوریتم، فراوانی‌های یا برچسب هر کلاس یا به عبارتی عناصر ماتریس I، ۰ یا ۱ خواهد بود، که از آن به عنوان طبقه‌بندی سخت[۸] نام برده می‌شود. اما در طبقه-بندی پیکسل‌های مختلط مقادیر فراوانی مواد یا عضویت آنها به یک کلاس طیفی در دامنه ۰ تا ۱ قرار دارد. بنابراین می‌توان آن را به عنوان طبقه‌بندی نرم[۹] نام برد [10]. اگر عناصر I، به عنوان متغیرهای نامعلوم و تصادفی در نظر گرفته شوند، بنابراین مدل را می‌توان به عنوان یک اختلاط تصادفی خطی[۱۰] در نظر گرفت [14].

از آنجاییکه معمولاً اطلاعات زیادی پیرامون کلاس و مواد مورد علاقه در صحنه یا موجود نیست و یا جمع-آوری آن دشوار و هزینه‌بر است، در نظر گرفتن یک استراتژی نظارت نشده، می‌تواند منطقی‌تر باشد. همچنین در اینجا، مدل مورد استفاده همان مدل ترکیب طیفی است که در حالت کلی‌تری مدل شده است، لذا طبقه‌بندی نرم مد نظر خواهد بود. اگر یک نقشه پوشش زمین سخت یا دودویی مورد نیاز باشد، با به کارگیری یک حد آستانه در مقادیر عضویت کلاس‌ها می‌توان یک نقشه پوشش زمینی قابل اعتمادی را استخراج کرد. بنابراین با استفاده از معادله (۵) ماتریس I که مقادیر فراوانی مواد و پدیده‌های حاضر در پیکسل-ها را شامل می‌شود، برآورد خواهد شد. بر این اساس راه‌حل پیشنهادی و مطرح برای برآورد اطلاعات پیرامون پوشش کلاس‌های طیفی در سطح جزء پیکسلی می-تواند استفاده از روش‌های حل مسئله معکوس[۱۱] و جداسازی نظارت‌نشده منابع[۱۲] باشد.

۳- تحلیل مولفه‌های مستقل

۳-۱- تعریف کلی

تحلیل مولفه‌های مستقل، یک روش مناسب برای یافتن عوامل یا مولفه‌های مستقل[۱۳] از نظر آماری از داده‌های چندبعدی است. تفاوت و تمایز تحلیل مولفه‌های مستقل با تحلیل مولفه‌های اصلی دو پیش شرط استقلال آماری و غیرگوسی بودن مولفه‌ها است [17]. استقلال آماری به این معنی است که احتمال همزمان یک مجموعه مولفه‌ی مستقل برابر حاصلضرب احتمال وقوع تک‌تک آنهاست.

---

[۷] Bi-directional Reflectance Distribution Function (BRDF)
[۸] Hard Classification
[۹] Soft Classification
[۱۰] Linear Random Mixture (LSRM)
[۱۱] Inverse Problem
[۱۲] Blind Source Seperation (BSS)
[۱۳] Independent Component (IC)

این روش با موفقیت در کاربردهای گوناگون مانند پردازش صوت، سیگنال‌های بیولوژی و پزشکی و تحلیل تصاویر رقومی به کار رفته است. ایده‌ی اصلی در ICA یافتن یا برآورد کردن مجموعه‌ی ورودی یک سیستم مشاهده‌گر یا سنجنده با عملکرد ترکیب خطی است. مدل کلی در نظر گرفته شده برای ICA عبارت است از:

$$X = A.S + N \qquad (۷)$$

که، در این شکل ماتریسی، S منابع مستقل، A ماتریس ترکیب، N نویز و نهایتاً X نیز مشاهدات مرتبط با خروجی سیستم است [17]. بنابراین، ICA یک راه-حل بر پایه‌ی مسئله معکوس برای رابطه (۷) یا به طور دقیق‌تر، حل مدل زیر است:

$$\hat{S} = W.X \qquad (۸)$$

که در آن W ماتریس جداسازی نامیده می‌شود و برابر معکوس ماتریس ترکیب است، یعنی $W = A^{-1}$. بنابراین $\hat{S}$ منابع تخمین زده شده، به عنوان مولفه‌های مستقل خواهند بود.

جهت به کارگیری تحلیل مولفه‌های مستقل، چند پیش شرط در مورد مولفه‌ها یا منابع و سیستم برقرار باشد [18]:

- مشاهدات در ماتریس X، یک ترکیب خطی از منابع در ماتریس S باشند.
- تمام عناصر ماتریس A باید از نظر آماری و به صورت دو طرفه مستقل باشند.
- عناصر ماتریس S، به جزء یکی، باید غیرگوسی باشند.
- تعداد منابع باید کمتر-مساوی تعداد مولفه‌های مشاهده شده باشد.

جهت پیدا کردن ماتریس جداسازی W، فقط می-توان از مشاهدات درون ماتریس X استفاده کرد. بنابراین نیاز است که برخی توابع استقلال، تعریف و بهینه شوند. برای مثال، تابع استقلال آماری یا تابع تمایز را می‌توان بر اساس کشیدگی[۱۴] تعریف کرد. سپس سعی می‌شود با بیشینه‌سازی این تابع که در واقع بیشینه‌سازِ استقلال مولفه‌ها و کمینه‌ساز اطلاعات دوگانه بین آنها است، مولفه‌های مستقل را برآورد کرد [18].

۳-۲- جداسازی طیفی به کمک ICA

به منظور جداسازی طیفی، ICA را می‌توان به طور کلی بر اساس دو تفسیر به کار برد. در حالت نخست، منابع را به عنوان امضاءهای طیفی مواد گوناگون در نظر می-گیرند [19]. در مقابل، در حالت دوم، منابع، فراوانی یا به عبارتی درصد حضور مواد و کلاس‌ها در صحنه و پیکسل هستند [14] و [20]. از آنجایی که هدف این پژوهش طبقه‌بندی جزء پیکسلی تصاویر فراطیفی است و کاربر به میزان حضور یا پوشش کلاس‌های طیفی در پیکسل و صحنه نیاز دارد، با استفاده از تحلیل مولفه-های مستقل، کسرهای فراوانی، به عنوان منابع مورد نیاز از مدل ترکیب خطی برآورد خواهد شد. هر چند تخمینی از امضاءهای طیفی مواد و سطوح نیز به صورت همزمان با مقادیر فراوانی به دست می‌آید.

اگر شکل کلی ICA، (۷) را با مدل فیزیکی شکل-گیری تصویر (۵) مقایسه شود، می‌توان گفت که خروجی یک سنجنده‌ی فراطیفی، ترکیبی از p امضاء-های طیفی، با m مشاهدات (پیکسل‌ها)، در n باند طیفی است. بنابراین، تخمین A و سپس S در روش کلی ICA منجر به یافتن R و I در تصویربرداری فراطیفی خواهد شد. بنابراین، ماتریس A امضاءهای طیفی مواد موجود و ماتریس S مقادیر فراوانی مواد در صحنه را در بر می‌گیرد. به عبارت دیگر، عناصر ماتریس I که منطبق با فراوانی مواد گوناگون هستند، منابع مجهول یا مولفه‌های مستقل خواهند بود. بنابراین، سهم حضور مواد و در نتیجه نقشه‌ای از حضور و میزان آنها را می‌توان با تصمیم‌گیری درباره مقادیر این ماتریس به دست آورد. در به کارگیری مدل ICA در پردازش تصاویر فراطیفی باید از فراهم بودن پیش شرط‌هایی که برای آن لازم است، اطمینان نسبی حاصل کرد. چرا که موفقیت روش و قابلیت اعتماد نتایج، به طرز بالایی به اعتبار این شرایط وابسته است. شرط نخست ICA این است که داده‌های مشاهداتی باید ترکیب خطی از منابع باشند. این مسئله با ارائه مدل فیزیکی کلی خطی ارائه شده برای سنجنده‌ی فراطیفی قابل دسترسی است. در

[۱۴] Kurtosis

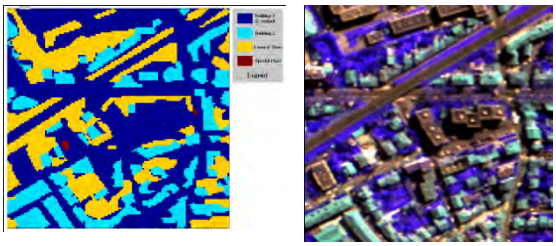
مورد استقلال دوجانبه مولفه‌های مورد نظر، از آنجائیکه این مولفه مرتبط به کلاس‌های طیفی حاضر در صحنه-ی تصویربرداری هستند، می‌توان با اطمینان فرض کرد که این کلاس‌ها به دلیل شرایط فیزیکی و جغرافیایی از یکدیگر مستقل هستند. به عنوان مثال، مواد غیرطبیعی مورد استفاده برای ساخت و ساز، دارای طیف‌های متفاوتی از گیاهان، آب و خاک هستند. بنابراین، می-توان آنها را از یکدیگر مستقل در نظر گرفت. لازم به ذکر است که این مورد تنها برای کلاس‌های طیفی اصلی معتبر است و بین زیر کلاس‌ها، یک همبستگی نسبی وجود دارد (برای مثال، انواع گوناگون گیاهان).

همچنین، ارزیابی ویژگی‌های آماری مورد نیاز منابع خیلی ساده نیست. به عنوان مثال، می‌توان پس‌زمینه تصویر را به عنوان یک منبع گوسی در نظر گرفت. بنابراین، سایر منابع یا مولفه‌ها منبع غیر-گوسی خواهد بود که طبیعتاً ICA توان جداسازی و یافتن آنها را دارد. همچنین در تحلیل مولفه‌های مستقل نیاز بود تعداد منابع یا در اینجا کلاس‌های طیفی از تعداد بعد داده‌ها کوچکتر یا مساوی باشد. به عبارتی $p \le n$ اما در تصاویر فراطیفی تعداد منابع مرتبط با مواد موجود در صحنه، محدود و خیلی کمتر از بعد داده‌ها است $(p << n)$. بنابراین، یک مرحله ضروری در استفاده از ICA تخمین تعداد منابع است. این مرحله پیش پردازش می‌تواند در جهت کاهش زمان محاسبات، نتایج قابل اطمینان‌تر موثر باشد.

۴- پیاده‌سازی

۴-۱- داده تصویری

داده تصویری فراطیفی واقعی با یک سیستم CASI حاصل شده است. سیستم CASI، دارای قدرت تفکیک طیفی انعطاف‌پذیری است. به این معنا که داده تصویری می‌تواند حداکثر ۲۸۸ باند طیفی پیوسته داشته باشد. این باندها دامنه طیفی از ۰/۴ الی ۰/۹۵ میکرومتر، از گستره طیف الکترومغناطیس را پوشش می‌دهند. در این مقاله، یک سری از تصاویر CASI به کار رفته است. ویژگی‌های این سری تصویر CASI32 (تصویر سمت راست از شکل (۳))، تصویربرداری در ارتفاع ۱۲۹۳ متری با قدرت تفکیک مکانی ۲ متر با ۳۲ باند طیفی است. این تصاویر از شهر تولوز در جنوب فرانسه در ماه مارس سال ۲۰۰۱ به دست آمده است.

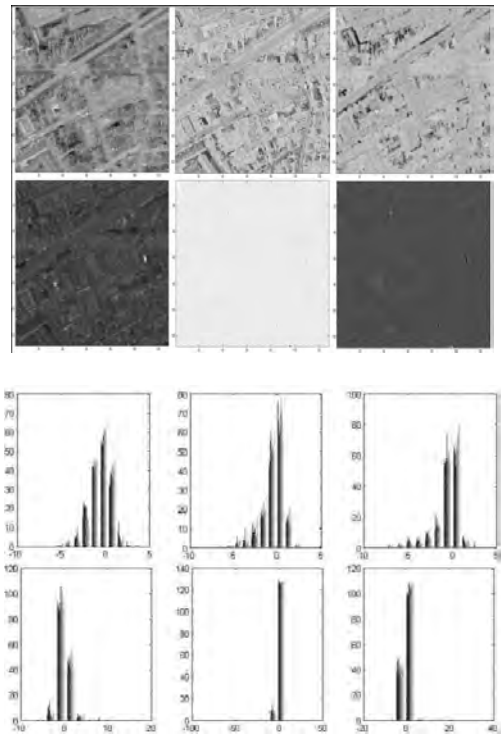


شکل ۳) تصویر ترکیب رنگی کاذب CASI با ۳۲ باند و ۲ متر قدرت تفکیک مکانی (سمت راست)، داده واقعیت زمینی شامل ۴ کلاس (سمت چپ)

همچنین داده واقعیت زمینی، از نمونه‌برداری کلاس به کلاس، با توجه به تشکیل ترکیب رنگی‌های گوناگون و با تفسیر بصری به دست آمده است. این داده واقعی زمینی، شامل ۴ کلاس مانند ساختمان‌ها با جنس سقف، از نوع ۱، ساختمان‌ها با جنس سقف از نوع ۲، چمن‌زار و درختان و یک کلاس ویژه، است (تصویر سمت چپ از شکل (۳)).

۴-۲- پیاده سازی الگوریتم FastICA

در این مقاله، روش ICA، با استفاده از الگوریتم FastICA بر روی داده CASI به کار رفته است. الگوریتم FastICA از جمله روش‌های ICA-مبناست که سرعت پردازش را به نسبت دیگر روش‌های ICA به شدت کاهش می‌دهد [21]. پس از تخمین ماتریس جداسازی W، نیاز بود که منابع بر اساس معادله (۸) به دست آیند. فراوانی هر منبع از ردیف‌های ماتریس $\hat{S}$ به دست آمد. برای داده CASI32، شش مولفه‌ی مستقل استخراجی در شکل (۴) نمایش داده شده‌اند. منابع نخست تا چهارم را می‌توان به عنوان کلاس‌های طیفی مشخص تفسیر کرد. همچنین، برخی مولفه‌ها ظاهراً هیچگونه اطلاعات طیفی ندارند ولی اطلاعات مکانی را شامل می‌شوند، (تصویر ۶ از شکل (۴)). سرانجام، برخی منابع مرتبط با نویزهای گوسی، برای مثال تصویر پنجم، در میان مولفه‌های استخراجی قابل رویت است. در این مولفه‌ها برخی ویژگی‌ها را می‌توان به عنوان مواد شهری تفسیر کرد.



شکل ۴- هیستوگرام‌ها و منابع تخمین زده شده از داده CASI

به هر حال، در مناطق شهری، مواد بشر-ساز نسبت به طبیعت اطرافشان، بیشتر قابل تشخیص هستند. در این مولفه‌ها، کلیدهای تفسیری دیگری مانند شکل، الگو و تُن، نیز قابلیت تشخیص یک کلاس طیفی را دارا هستند. برای مثال، مولفه نخست، مواد سقف ساختمان-های مسکونی را نشان می‌دهد که در ترکیب رنگی کاذب (شکل (۳)) به رنگ قهوه‌ای در آمده بود. مولفه دوم، با سری ساختمان‌های متفاوت مرتبط است که در تصویر ترکیب رنگی کاذب (شکل (۳)) به رنگ سبز در آمده بود.

مولفه سوم، با مناطق پوشش داده شده با گیاهان که در تصویر رنگی کاذب (شکل (۳)) به رنگی آبی ظاهر شده بودند. نهایتاً مولفه چهارم که با یک کلاس ویژه که در ترکیب رنگی کاذب (شکل (۳)) به رنگ سفید ظاهر شده بود، انطباق دارد. در هر حال گهگاه، این تصاویر جهت تشخیص دارای مشکل هستند چرا که این مولفه-ها می‌توانند با دیگر منابع منطبق باشند، مانند سایه‌ها، پارامترهای اتمسفری و پارامترهای هندسی. این مرحله از تفسیر در حالت عادی، سخت و زمان‌بر است، هر چند با محدود کردن منابع جداسازی می‌توان مشکل زمان را تا حدی حل کرد. علاوه بر این، با وجود اطلاعات ارزشمند فراهم شده توسط مکعب داده‌ای فراطیفی، این فضا به یک صحنه که به طور نسبی تعداد محدودی از کلاس‌ها را شامل می‌شود، مربوط خواهد بود. بنابراین؛ جهت به دست آوردن، نتائج قابل اعتماد، نیاز است که از تعداد کلاس‌ها p یک تخمین به‌دست آید. روش-های متفاوتی برای تخمین تعداد منابع موجود است، برای مثال؛ یافتن ابعاد واقعی[۱۵] [14]، با استفاده از PCA یا ICA است. در اینجا، ICA با بعد کامل اجرا شده است و تنها مولفه‌های مستقل مد نظر نمایش داده شده است. سپس با استفاده از تفسیر بصری، مولفه‌ها و هیستوگرام‌های تصویر، می‌توان عوارض طیفی مهم را شناسایی کرد. همچنین می‌توان از PCA برای حدس p استفاده کرد [14]. به علت توانایی ICA برای یافتن منابع غیرگوسی، و PCA برای یافتن کلاس‌های مهم، با استفاده از این دو، می‌توان تعداد منابع تخمینی قابل اعتمادی را به دست آورد.

دیگر محدودیت اساسی در استفاده از ICA، برای جداسازی اختلاط، این است که نتایج این روش تقریباً خارج از کنترل است. به عبارت دیگر، مقادیر فراوانی یا منابع گاهی منفی هستند که از نظر فیزیکی بی‌معنی است. علاوه بر آن، قیود مدل اختلاط به طور مستقیم قابل استفاده توسط ICA نیستند. به هر حال، غیر منفی بودن ICها می‌تواند قید مثبت بودن را برآورد کند، اما این قید می‌تواند استقلال آماری منابع را بر هم زند [22]. دو روش برای در نظرگیری قیود اختلاط وجود دارد، روش کامل و روش جزئی[۱۶] [14]. در روش‌های کامل، به کار گیری تمامی کلاس‌ها مد نظر است که به قید اختلاط می‌انجامد [13] که آن را می‌توان به عنوان یک پیاده‌سازی قید پیشین در نظر گرفت. اما در روش جزئی، شرایط می‌تواند برای یک کلاس نسبت به بقیه معتبر باشد که می‌تواند یک راهبرد پسین باشد. در اینجا، یک روش شبیه به قید جزئی در نظر گرفته شده است. به این معنی که قیود اختلاط در منابع جدا شده در نظر گرفته شد. به عبارت دیگر در هر منبع، پیکسل-های مرتبط با یک کلاس طیفی و مرتبط با پس‌زمینه می‌توانند به عنوان قیدهای مورد استفاده در نظر گرفته شوند.

[۱۵] Virtual Dimesionality (VD)
[۱۶] Full Approach & Partial Approach

۴-۳- ترکیب مولفه‌های مستقل و استخراج نقشه پوشش زمینی

مولفه‌های مستقل استخراج شده برگرفته از ماتریس S، در واقع همان فراوانی حضور هر کلاس در هر یک از پیکسل‌ها را نمایش می‌دهد که بیانگر کسر فراوانی حضور کلاس به کلاس در هر پیکسل است. لذا مولفه-های مستقل استخراجی باید به طریقه‌ای مناسب با یکدیگر ترکیب شوند و نقشه پوشش زمینی استخراج شود. برای ترکیب کلاس‌های استخراجی، و تهیه نقشه پوشش زمینی روش‌های گوناگونی وجود دارد، که در اینجا از مفهوم منطق فازی برای تشکیل نقشه پوشش زمینی برای طبقه‌بندی نرم استفاده شده است.

۴-۳-۱- طبقه‌بندی نرم بر اساس منطق فازی

در این مقاله، هیستوگرام‌های مربوط به هر مولفه مستقل، به عنوان فضای قابل بررسی، جهت اعمال توابع عضویت[۱۷] در نظر گرفته شد. ضروری بود که در زمان به به کارگیری توابع عضویت، نمایش بصری مولفه مستقل به همراه هیستوگرام آن استفاده شود. پس از اعمال تک تک توابع عضویت به هر یک از هیستوگرام‌ها و اختصاص مقادیر بین صفر و یک به هر پیکسل از هر مولفه مستقل، لازم بود که برای استنباط اختصاص کلی هر پیکسل به هر کلاس تصمیم‌گیری شود. این مرحله از استنباط طبق قواعد منطق فازی در موتور استنباط فازی[۱۸] و با اعمال قواعد فازی-مبنا[۱۹] بر روی توابع عضویت به کار رفته در هر یک از مولفه‌های مستقل انجام شد.

جدول ۱- متغیرها و برچسب‌های زبانی سیستم استنتاج فازی

	متغیر زبانی	برچسب‌های زبانی
ورودی	IsClass	Trees and Lawn, Building I, Building II and Special Class
	IsNotClass	Rest
خروجی	IsClass	Trees and Lawn, Building I, Building II and Special Class
	IsNotClass	Rest

[۱۷] Membership Function (MF)
[۱۸] Fuzzy Inference Engine (FIE)
[۱۹] Fuzzy-Rule Base

جدول ۲- قواعد فازی سیستم استنتاج فازی

if	Then
if (class 1 is IsClass) and (class 2 is IsNotClass) and (class 3 is IsNotClass) and (class 4 is IsNotClass)	Then Class 1 is IsClass
if (class 1 is IsNotClass) and [(class 2 is IsClass) Or (class 3 is IsClass) Or (class 4 is IsClass)]	Then Class 1 is IsNotClass
if (class 2 is IsClass) and (class 1 is IsNotClass) and (class 3 is IsNotClass) and (class 4 is IsNotClass)	Then Class 2 is IsClass
if (class 2 is IsNotClass) and [(class 1 is IsClass) Or (class 3 is IsClass) Or (class 4 is IsClass)]	Then Class 2 is IsNotClass
if (class 3 is IsClass) and (class 1 is IsNotClass) and (class 2 is IsNotClass) and (class 4 is IsNotClass)	Then Class 3 is IsClass
if (class 3 is IsNotClass) and [(class 1 is IsClass) Or (class 2 is IsClass) Or (class 4 is IsClass)]	Then Class 3 is IsNotClass
if (class 4 is IsClass) and (class 1 is IsNotClass) and (class 2 is IsNotClass) and (class 3 is IsNotClass)	Then Class 4 is IsClass
if (class 4 is IsNotClass) and [(class 1 is IsClass) Or (class 2 is IsClass) Or (class 3 is IsClass)]	Then Class 4 is IsNotClass

جدول ۳- عملگرهای فازی سیستم استنتاج فازی

اپراتور فازی	رابطه
and	A and B = A * B
or	A or B = A + B – A* B

بدیهی است در هر مولفه مستقل، هر پیکسل یک مقدار عضویت بین صفر و یک را در ارتباط با کلاس مد نظر در آن مولفه مستقل کسب کرده بود و لکن هدف تعیین سهم هر کلاس در هر پیکسل بود. لذا از ترکیب مقادیر اختصاص یافته در مولفه مستقل و با شرط رعایت قید مجموع یک بودن برای عضویت تمامی کلاس‌ها، قواعد لازم جهت استخراج سهم هر کلاس در هر پیکسل، به جمیع مولفه‌های مستقل که توابع عضویت بر آنها اعمال شده بود، تحمیل شد. لذا نهایتاً نقشه پوشش زمینی، حاصل از طبقه‌بندی نرم تصویر به دست می‌آید [23]. متغیرها و برچسب‌های زبانی، قواعد فازی و عملگرهای فازی سیستم استنتاج فازی، به ترتیب در جداول (۱)، (۲) و (۳) آورده شده است.

۵- ارزیابی نتایج

برای ارزیابی کمی نتایج صحت طبقه‌بندی نرم، یک نقشه واقعیت زمینی که نشان دهنده‌ی سهم حضور هر کلاس در هر پیکسل باشد، نیاز است. به دلیل عدم دسترسی به این مورد، از نتایج دیگر روش‌های توانمند طبقه‌بندی نرم برای این منظور استفاده شد. داده واقعی CASI توسط دو الگوریتم نگاشتگر زاویه‌ای طیفی[۲۰] و فیلترینگ تناظریافته[۲۱] و با معرفی ۴ کلاس استخراج شده برای این دو روش، طبقه‌بندی شد.

الگوریتم SAM، یک روش طبقه‌بندی نرم است که نگاشت سریع را با محاسبه شباهت طیفی بین طیف‌های تصویر نسبت به طیف‌های انعکاسی مرجع را فراهم می‌سازد [24]. الگوریتم MF نیز جهت یافتن فراوانی عناصرخالص تعریف شده توسط کاربر، با استفاده از یک جداسازی جزئی، استفاده می‌شود. این روش واکنش هر عنصرخالص معلوم را بیشینه می‌سازد و جلوی واکنش ترکیبات زمینی نامعلوم را می‌گیرد [25].

نتایج به دست آمده از این دو روش، به عنوان داده مرجع برای بررسی صحت طبقه‌بندی نرم به کار گرفته شد. برای این منظور نیاز است که از ارزیابی صحت طبقه‌بندی نرم بر اساس مدل فازی استفاده شود [26]. نتایج حاصل از طبقه‌بندی نرم به این روش، پارامترهای مشابه‌ای مانند صحت کاربر فازی [۲۲] و صحت تولیدکننده فازی[۲۳] برای تک تک کلاس‌های موجود (به ازای هر کلاس یک معیار صحت) و یک صحت کلی [۲۴] برای کل طبقه بندی است.

جدول ۴- نتایج صحت طبقه‌بندی نرم

	Fuzzy User Accuracy	Fuzzy Producer Accuracy	Over All Accuracy
FastICA vs Spectral Angle Mapper	51.12	50.67	**67.89**
FastICA vs Matched Filtering	73.78	71.95	**78.92**

[۲۰] Spectral Angle Mapper (SAM)
[۲۱] Matched Filtering (MF)
[۲۲] Fuzzy User Accuracy (FUA)
[۲۳] Fuzzy Producer Accuracy (FPA)
[۲۴] Overall Accuracy (OA)

جدول ۴، نتایج حاصل از محاسبه پارامترهای صحت طبقه‌بندی نرم را برای داده CASI32 نشان می‌دهد.ستون‌های دوم و سوم از این جدول مربوط به میانگینی از مقادیر FUA و FPA برای ۴ کلاس حاضر در این داده و چهار پارامتر صحت حساب شده برای آنها است. نتایج حاصل از پارامترهای صحت طبقه‌بندی نرم نیز، حاکی از توانمندی این الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی خرد-پیکسلی تصاویر فراطیفی است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش نیمه-نظارت نشده برای کشف و آشکارسازی کلاس‌های مواد در منطقه شهری، معرفی و استفاده شده است. این روش بر اساس روش‌های جداسازی منابع و تحلیل مولفه‌های مستقل بنا شده است. موفقیت ICA به شدت وابسته به ملاحضات و قیدهای مدلسازی آن است [27].

اینچنین ملاحظاتی مانند مدل اختلاط خطی و غیرگوسی بودن منابع از اهمیت بالایی برخوردارند. این روش، جهت جداسازی منابع و کلاس‌های اصلی و اهداف کوچک موجود در صحنه توانمند است. بنابراین، جهت تهیه نقشه مواد، کاربر کلاس‌های اصلی را بین منابع جداسازی شده انتخاب می‌کند. به علاوه، تخمین تعداد منابع، نتایج قابل اعتمادتری را نتیجه می‌داد. مورد دیگر، رفتار مهم مرتبط با ویژگی‌های آماری یک کلاس به عنوان زیرسری از کل فضای تصویر است. تا آنجا که بر اساس آزمایشات انجام یافته در این مقاله، جداسازی اینچنین کلاس‌هایی با تعداد کمتر نسبت به کل تصویر، موفقیت آمیزتر بود.

ارزیابی نشان می‌دهد که مدل فیزیکی اختلاط طیفی در مورد تصویربرداری فراطیفی، از نظر نسبی معتبر است. با این وجود، بعضی از اضلاع سقف ساختمان‌ها که به صورت متفاوت از بقیه واقع بودند، ظاهراً به خوبی کشف نشده‌اند. دلیل این مشکل، اثر شرایط توپوگرافی تصویربرداری و ویژگی‌های غیر لامبرتی اشیاء است. در واقع توپوگرافی، بر همبستگی طیفی میان باندها اثر گذار است [7].

بدیهی است اصلاحاتی در ICA و به ویژه FastICA و در روش‌های طبقه‌بندی نرم بر مبنای منطق فازی،

می‌تواند نقشه‌های مواد قابل اعتمادتری را به دنبال داشته باشد.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله بر خود لازم می‌دانند که از دکتر Michel Roux به خاطر در اختیار قرار دادن تصاویر مورد استفاده در این پژوهش قدردانی کنند.

مراجع

[1] Goetz A.F.H., Vane G., Solomon J.E. and Rock B.N., (1985). “Spectrometry for earth remote sensing” Science, vol. 228, pp. 1147–1153.

[2] Jia X., (1996) “Classification techniques for Hyperspectral Remote sensing Image Data” Phd. thesis, Electrical engineering Department, University of Canberra, Australia.

[3] Landgrebe D., (1999). “Some fundamentals and methods for hyperspectral image data analysis” in SPIE Int. Symp. On Biomedical Optics (Photonics West), San Jose CA.

[4] Hunt G.R., (1977). “Spectral signatures of particulate minerals in visible and near-infrared” Geophysics, vol. 42, pp. 501–513.

[5] Ben-Dor E., Levin N. and Saaroni H., (2001). “A spectral based recognition of the urban environment using the visible and near-infrared spectral region (0.4-1.1 m). a case study over tel-avive” International Journal of Remote Sensing, vol. 22, no. 11, pp. 2193–2218.

[6] Slater D. and Healey G., (1999). “Material mapping for 3d objects in arial hyperspectral images” in Int. Symp. on Aerospace/Defense Sensing Simulation and Controls, Orlando

[7] Schowengerdt R.A., (1997). “Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing” Academic Press, Inc.

[8] Healey G. and Slater D., (1999). “Invariant recognition in hyperspectral images,” IEEE, pp. 438–443.

[9] Adams J.B., Smith M.O. and Gillespie A.R., (1993). “Remote Geochemical Analysis: Elemental and Mineralogical Composition” chapter Image spectroscopy: interpretation based on spectral mixture analysis, pp. 145–166, Cambridge University Press, c.m. pieters and p.a. englert edition.

[10] Shaw G. and Manolakis D., (2002). “Signal processing for hyperspectral image exploitation,” IEEE Signal processing magazine, vol. 19, no. 1.

[11] Keshava N. and Mustard J.F., (2002) “Spectral unmixing” Signal processing, vol. 19, no. 1, pp. 44–57.

[12] Singer R., (1981) “Near-infrared spectral reflectance of mineral mixtures: Systematic combinations of pyroxenes, olivine, and iron oxides,” J. of Geophysical Research, vol. 86, pp. 7967–7982.

[13] Keshava N., Kerekes J., Manolakis D. and Shaw G., (2000). “An algorithm taxonomy for hyperspectral unmixing,” pp. 42–63, SPIE 4049.

[14] Chang C.-I., (2003). “Hyperspectral Imaging: Techniques for spectral detection and classification” Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, USA.

[15] Homayouni S., (2005). “Caract´erisation des sc`enes urbaines par analyse dimages hyperspectrales” Ph.D. thesis, Ecole Nationale Sup´erieure des T´el´ecommunications de PARIS, D´epartement Traitement du Signal et des Images.

[16] Asner G.P., Wessman C.A. and Privette J.L., (1997). “Unmixing the directional reflectances of avhrr sub-pixel landcovers,” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, no. 4, pp. 968–978.

[17] Hyvarinen A., (1999). “Survey on independent component analysis,” Neural Computing Surveys, vol. 2, pp. 94–128.

[18] Hyvarinen A., Karhunan E. and Oja J., (2001). “Independent Component Analysis” John Wiley and Sons.

[19] Parra L., Spence C., Sajda P., Ziehe A. and Uller K., (2000). “Unmixing hyperspectral data,” in Advances in Neural Information Processing Systems. pp. 942–948, MIT Press.

[20] Lee M.S. and Lewicki T.-W., (2002). “Unsupervised image classification, segmentation, and enhancement using ica mixture models,” IEEE Trans. Image processing, vol. 11, pp. 270–279.

[21] Hyvarinen A. and Oja E., (2000). “Independent Component Analysis: Algorithms and Applications.” p. 31.

[22] Nascimento J.M.P. and Dias M.B., (2003). “Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data?,” in Pattern Recognition and Image Analysis (Lecture Notes in Computer Science), A. Campilho F. j. Perales and N. P. B. A. Sanfeliu, Eds., chapter 616 -625. Springer-Verlag Heidelberg.

[23] Kasabov N.K., (1998). “Foundations of neural networks, Fuzzy Systems and knowledge Engineering”. p. 581.

[24] Girouard G., (2004). “Validated Spectral Angle Mapper Algorithm for Geological Mapping: Comparative Study between Quickbird and Landsat-TM.” p. 6.

[25] Funk Ch.C., (2001). “Clustring to Improve Matched Filter Detection of Weak Gas Plumes in Hyperspectral Thermal Imagery.” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 39, No. 2001: p. 11.

[26] Binaghi I., Brivio P.A., Ghezzi P. and Rampini A., (1999). “A Fuzzy set-based accuracy assesment of soft classification.” Pattern Recognition Letters 20, (935-948), p. 14.

[27] Cardoso J.-F. and Laheld B.H., (1996). “Equivalent adaptive source separation,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 44, no. 12, pp. 3017–3030..