

تعیین تعداد مناسب خوشه‌ها با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های فازی برای خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی

محسن حامد^۱، احمد کشاورز^۲

۱) باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بوشهر، m.hamed@iaubushehr.ac.ir

۲) استادیار، گروه مهندسی برق، دانشگاه خلیج فارس، بوشهر

تاریخ دریافت: ۹۲/۸/۲۶ تاریخ پذیرش: ۹۴/۱/۱۵

چکیده

خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی به ازای تعداد مناسبی از خوشه‌ها، به دلیل حجم زیاد اطلاعات و میزان نویز بالا در آنها، کار مشکلی است. روش پیشنهادی در این مقاله، ترکیبی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی است که تعداد بهینه‌ای از خوشه‌ها را به همراه تصویر خوشه‌بندی شده ارائه می‌دهد. روش مذکور بر اساس یک روش سلسه مراتبی و با استفاده از سه الگوریتم فازی $G-K$ ، FCM و MCV عمل می‌کند. از این رو، شکل‌های مختلف خوشه‌ها شناسایی شده و مجموع حجم یکایک خوشه‌ها نیز حداقل می‌شود. هر یک از خوشه‌ها با توجه به شرط پیشنهادی، مرحله به مرحله تجزیه می‌شوند تا یک تعداد مناسب از خوشه‌ها به دست آید. پس از پیاده‌سازی روش پیشنهادی بر روی دو تصویر ابرطیفی مختلف و به کارگیری پارامترهای ارزیابی خوشه، مقادیر مناسب‌تری از این پارامترها برای این روش نسبت به سایر روش‌های فازی حاصل شده است. در نهایت، یک خوشه‌بندی مناسب با تعیین تعداد خوشه‌ها به دست می‌آید. نتایج ارزیابی خوشه‌ها از جمله ضریب تفکیک نشان می‌دهد روش پیشنهادی، نمونه‌های پراکنده‌ی کمتری در تصویر خوشه‌بندی شده ارائه داده است، از طرفی، مشابه بودن نمونه‌ها در هر خوشه، نسبت به سایر روش‌ها، قابل ملاحظه است.

کلیدواژه

تصاویر ابرطیفی، خوشه بندی فازی، MCV ، $G-K$ ، FCM

مقدمه

حداکثر شباهت را به هم داشته باشند. برای مشابه بودن می‌توان معیارهای مختلفی را در نظر گرفت. مثلاً می‌توان معیار فاصله را برای خوشه‌بندی مورد استفاده قرار داد و نمونه‌هایی را که به یکدیگر نزدیکتر هستند به عنوان یک خوشه در نظر گرفت [۱]. تصاویر ابرطیفی تعداد ابعاد زیادی دارند. همچنین در باندهای این تصاویر نویز وجود دارد. از طرفی دیگر، اعضای خوشه‌های غیرمشابه نیز با هم شباهت دارند. از این رو، خوشه‌بندی این تصاویر کار بسیار مشکلی است. از خوشه‌بندی به عنوان یک پیش‌پردازش جهت انجام پردازش‌هایی نظیر فشرده‌سازی به منظور کاهش حجم تصاویر ابرطیفی استفاده می‌شود. دو موضوع مهم در خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی، مشخص کردن باندهای دارای نویز کم (ویژگی-های مناسب هر پیکسل) و تعداد خوشه‌های معنی‌دار (خوشه‌هایی که از نظر کاربر دارای مفهوم مشخصی باشد) است که در تصویر وجود دارند. البته به دلیل وجود نویز و دیگر عوامل تخریبی، تعیین دقیق تعداد خوشه‌های معنی‌دار میسر نیست. خوشه‌بندی فازی، روش مناسبی است که برای خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی که دارای طبیعت غیردقیق و نامطمئن هستند استفاده

تصاویر ابرطیفی^۱، نوعی از تصاویر سنجش از دور محسوب می‌شوند که از لحاظ تصویری دارای ابعاد خیلی بالایی بوده و شامل صدها تصویر در طول موج‌های مختلف از یک منطقه از سطح زمین هستند. خوشه‌بندی این تصاویر به عنوان یکی از مهمترین بخش‌های تفسیر این نوع داده‌ها محسوب می‌شود. منظور از خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی، تفکیک مجموعه‌های طیفی مشابه و عضویت عناصر^۲ تصویر به دسته‌هایی است که در هر دسته، طیف-ها با ارزش یکسان قرار می‌گیرند. بر خلاف طبقه‌بندی، خوشه‌بندی زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که مفسر، اطلاعات کافی از ناحیه‌ی مورد مطالعه ندارد. همچنین در خوشه‌بندی، دسته‌ها از قبل مشخص نیستند و معلوم نیست که بر حسب کدام خصوصیات، بایستی خوشه‌بندی انجام گیرد. هدف نهایی از خوشه‌بندی این است که داده‌های موجود به چند دسته تقسیم شوند و در این تقسیم‌بندی، داده‌هایی که در دسته‌های متفاوت قرار دارند باید حداکثر تفاوت ممکن و داده‌های موجود در یک دسته باید

می‌شود. در خوشه‌بندی فازی، یک نمونه از داده‌ها می‌تواند متعلق به بیش از یک خوشه باشد. این الگوریتم‌ها وابسته به توابع عضویت^۴ هستند که با حداقل کردن این توابع، خوشه‌بندی بهینه به دست می‌آید. میزان عضویت نمونه‌ها^۵ در هر خوشه با استفاده از فاصله‌ی بین آن نمونه و مرکز خوشه و اطلاعاتی مانند اندازه و شکل خوشه‌ها حاصل می‌شود. هر چه نمونه به مرکز خوشه نزدیکتر باشد، دارای درجه عضویت^۶ بیشتری است [۲]. از این‌رو، هدف، کمینه‌سازی فاصله‌ی هر نمونه تا مرکز خوشه یا به عبارت دیگر، بیشینه‌سازی درجه‌های عضویت است. در سال‌های اخیر، چندین الگوریتم خوشه‌بندی فازی برای این تصاویر ارائه شده است. در مرجع [۳] یک خوشه‌بندی برای تصویر ابرطیفی بر اساس انتخاب باند و با استفاده از معیارهای اطلاعاتی ارائه شده است. این روش بر مبنای خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی برای باندهای گروهی و به منظور حداقل کردن واریانس خوشه انجام شده است، ولی از طرفی، تفکیک ناحیه‌های غیرهمگن و جلوگیری از روی هم افتادگی این نواحی به ندرت صورت گرفته است. در [۴] یک خوشه‌بندی فازی وزن‌دار معرفی شده، که در آن از استخراج ویژگی غیرپارامتری برای جایگزین کردن مراکز خوشه استفاده شده است. در این روش، روی هم افتادگی نواحی غیرهمگن و حفظ نشدن مرزها وجود دارد. روش ارائه شده در [۵] از ترکیب خوشه‌بندی‌های فازی و با کمک گرفتن از اطلاعات مکانی، برای بخش‌بندی تصویر ابرطیفی استفاده شده است ولی تعداد خوشه‌ها در آن بر مبنای خاصی تعیین نشده است. مرجع [۶] یک الگوریتم خوشه‌بندی فازی وزن‌دار تکراری تک‌نقطه بر اساس اطلاعات قبلی پیشنهاد داده است، که در آن، موضوع کیفیت خوشه‌بندی با استفاده از توزیع داده مورد توجه قرار گرفته است اما مراکز خوشه‌ها با مقداره‌ی اولیه تصادفی تعیین شده‌اند. خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی بر اساس بهینه‌سازی چندمنظوره‌ی ذرات، روشی است که در مرجع [۷] آورده شده است. در این روش، پارامترهای آماری و تعداد کلاس‌های داده، تخمین زده شده و بهترین باندها بدون نیاز به زمینه‌ی قبلی، آشکارسازی شده‌اند. ولی در تصویر خوشه‌بندی، آن خوشه‌هایی که نمونه‌های کمی دارند، به عنوان خوشه تشخیص داده نشده و از بین می‌روند. در [۸] یک روش خوشه‌بندی چندمنظوره به جهت ارزیابی خودکار خوشه‌ها ارائه شده است، که یک شبیه‌سازی بازپخت^۷ را بر اساس بهینه‌سازی چندمنظوره پیشنهاد کرده است. در این الگوریتم، تعداد خوشه‌ها بر روی یک محدوده تغییر می‌کند. در این روش نیز خوشه‌های دارای نمونه‌های کم به خوبی آشکار نمی‌شوند. مرجع [۹] به ارائه‌ی یک الگوریتم فازی اصلاح شده‌ی کارآمد با انتخاب یک تابع هدف

مناسب پرداخته است. در تصویر حاصل از این روش، پراکندگی نمونه‌های هر خوشه در خوشه‌های دیگر مشهود است. در مرجع [۱۰] یک الگوریتم خوشه‌بندی فازی memetic^۸ و فقی به کمک اطلاعات مکانی برای تصاویر سنجش از دور پیشنهاد شده است. این روش برای تصاویر چندطیفی، پاسخ مناسبی دارد ولی برای تصاویر ابرطیفی، نمونه‌های هر خوشه در تصویر خروجی دارای پراکندگی بوده و خوشه‌بندی مناسبی به دست نمی‌دهد. در [۱۱] نیز خوشه‌بندی بر اساس FCM [۲] و میدان‌های تصادفی مارکف انجام شده است. در این روش، الگوریتم^۹ FCM چندین بار اجرا می‌شود و باندهای طیفی به طور تصادفی انتخاب می‌شوند، که این امر باعث طولانی شدن اجرای الگوریتم می‌شود. الگوریتم خوشه‌بندی FCM به دنبال یافتن یک عضویت فازی بهینه از یک مجموعه داده‌ی مشخص است، که این امر را با حداقل کردن تابع هدف^{۱۰} میسر می‌کند. الگوریتم FCM دارای محدودیت‌هایی است، از جمله کم بودن سرعت اجرای الگوریتم (به علت بالا بودن حجم محاسبات) و تعیین معیار عدم عضویت توسط کاربر. با جایگزین کردن فاصله‌ی اقلیدوسی با یک فاصله‌ی فقی مثل فاصله‌ی مالهانوبیس^{۱۱} در الگوریتم FCM، که این جایگزینی توسط یک ماتریس متقارن، معین و مثبت ایجاد می‌شود، می‌توان به شناسایی خوشه‌های دارای شکل‌های هندسی متفاوت نیز دست پیدا کرد. این پیشنهاد توسط افرادی به نام Kessel و Gustafson مطرح شد [۱۲].

این الگوریتم دارای هزینه‌های محاسباتی بیشتری نسبت به FCM است. برای غلبه بر این مسئله می‌توان از الگوریتم^{۱۱} MCV [۱۳] به منظور مدل‌سازی فازی استفاده کرد. این الگوریتم در مقایسه با FCM کاربرد بیشتری داشته و شکل خوشه‌ها نیز تأثیر کمتری بر عملکردشان دارند. مشکلی که در خوشه‌بندی تصاویر ابرطیفی وجود دارد این است که خوشه‌هایی که نمونه‌های کمی دارند خوشه‌های مغلوب محسوب شده و در تصویر خوشه‌بندی به خوبی آشکار نمی‌شوند. در خوشه‌بندی این تصاویر، چند خوشه با پیکسل‌های غیرمشابه به عنوان یک خوشه تشخیص داده شده و سایر خوشه‌ها به صورت پیکسل‌های پراکنده نمایان می‌شوند. در این مقاله، با ارائه‌ی یک روش سلسله‌مراتبی ترکیبی، که خوشه‌بندی را مرحله به مرحله انجام می‌دهد، ضمن اینکه روشی برای کاهش مشکلات نتایج حاصل از خوشه‌بندی (به خصوص کاهش پراکندگی نمونه‌های هر خوشه در خوشه‌های غیر مشابه) پیشنهاد شده است، یک تعداد بهینه از خوشه‌ها نیز به عنوان نتیجه‌ای از روش پیشنهادی به دست می‌آید.

8 Fuzzy C-Means
9 Object Function
10 Mahalanobis Distance
11 Minimum Cluster Volume

4 Membership Function
5 Membership of Samples
6 Membership Value
7 Simulated Annealing

است. همچنین الگوریتم مذکور، این قابلیت را دارد که به جای پارامتر ورودی تعداد خوشه‌ها، می‌توان از تعریف یک ماتریس عضویت اولیه برای آن استفاده کرد. یک روش پیشنهادی برای افزایش سرعت همگرایی این الگوریتم و داشتن یک ماتریس عضویت اولیه مناسب، شروع الگوریتم G-K با نتایج حاصل از یک اجرای FCM است. با توجه به مجموعه داده‌های Z با N نمونه، c تعداد خوشه، m میزان فازی بودن، ε شرط خاتمی الگوریتم، ρ_i حجم خوشه‌ها (دترمینان ماتریس متقارن، مثبت و معین)، β مقدار آستانه‌ی شرطی و γ پارامتر وزن‌دهی انتخاب می‌شوند. با داشتن ماتریس عضویت اولیه و محاسبه‌ی ماتریس کواریانس فازی کل مجموعه داده‌ها، مراحل الگوریتم خوشه‌بندی G-K به ترتیبی که در جدول ۱ نشان داده شده است انجام می‌شود [۱۴]. در روابط این جدول، $\gamma \in [0,1]$ و n تعداد ابعاد فضای نمونه‌ها است. همچنین ρ_i بیانگر حجم خوشه‌ها بوده و مقدار آن معمولاً برابر با ۱ در نظر گرفته می‌شود. مقادیر ویژه λ_{ij} و بردارهای ویژه ϕ_{ij} از ماتریس کواریانس Fi حاصل می‌شود. مقدار $\lambda_{i\max} = \max_j \lambda_{ij}$ به دست آمده و $\lambda_{ij} = \lambda_{i\max} / \beta \quad \forall j$ قرار می‌گیرد، تا $\lambda_{i\max} / \lambda_{ij} > \beta$ تا زمانی که شرط $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| \geq \varepsilon$ برقرار باشد، مراحل تولید مرکز خوشه‌ها و ماتریس عضویت ادامه پیدا می‌کند. در غیر این صورت، الگوریتم متوقف می‌شود.

در فرایند خوشه‌بندی وزن‌دار، به هر یک از نمونه‌های داده، بر اساس فاصله‌ی آنها تا مراکز خوشه و میزان اهمیت نمونه‌ها در هر خوشه، یک مقدار وزن مبتنی بر چگالی اختصاص می‌یابد. استفاده از وزن‌دهی در خوشه بندی سبب می‌شود نویز و پیکسل‌های پراکنده و بی‌اهمیت، تاثیر کمتری بر فرایند خوشه‌بندی و تعیین مراکز خوشه‌ها داشته باشند. وزن‌دار کردن الگوریتم G-K با استفاده از فاصله‌ی اقلیدوسی وزن‌دار تابع عضویت انجام می‌گیرد. این تابع عضویت وزن‌دار به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$J_{\lambda}(U, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c \lambda_k u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (5)$$

که U ماتریس عضویت داده، V مرکز خوشه‌ها، N تعداد نمونه‌های داده، i تعداد خوشه‌ها، λ_k (پارامتر وزن‌دار) میزان تاثیر نمونه‌ی k ام در نتایج خوشه‌بندی، u_{ik} مقدار عضویت فازی نمونه-ی k ام در خوشه‌ی i ام، m میزان فازی بودن و d فاصله‌ی اقلیدوسی را بیان می‌کنند.

مرکز خوشه‌ها به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$v_{\lambda i} = \frac{\sum_{k=1}^N \lambda_k u_{ik}^m z_k}{\sum_{k=1}^N \lambda_k u_{ik}^m}, \quad i=1,2,\dots,c \quad (6)$$

در ادامه‌ی این مقاله، در بخش‌های بعد، مروری بر الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی FCM، G-K و MCV شده است. همچنین با تشریح روش خوشه‌بندی پیشنهادی، به انجام آزمایش‌ها و بررسی نتایج آنها و در نهایت، به نتیجه‌گیری از این مقاله پرداخته شده است.

الگوریتم خوشه‌بندی FCM

الگوریتم FCM یک روش خوشه‌بندی تکراری است که هدف از آن، محاسبه‌ی مرکز خوشه‌ها و تولید ماتریس عضویت برای هر دسته از نمونه‌های داده است. N بردار $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$ در c خوشه تقسیم می‌شوند و هر خوشه باید یک مرکز خوشه داشته باشد. با در نظر گرفتن اینکه u_{ik} عضو دسته‌ی i ام از نمونه‌ی k ام است، تابع عضویت الگوریتم خوشه‌بندی FCM به صورت زیر تعریف می‌شود [۲]:

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (1)$$

$$(2)$$

$$u_{ik} \in [0,1], \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, k = 1, 2, \dots, N$$

که U و V به ترتیب، ماتریس عضویت فازی و مراکز خوشه‌ها را بیان می‌کنند. همچنین d فاصله‌ی نمونه‌های هر خوشه تا مراکز خوشه را نشان می‌دهد. مراکز خوشه و ماتریس عضویت به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m z_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m}, \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|z_k - v_i\|}{\|z_k - v_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1} \quad (4)$$

که $k = 1, 2, \dots, c$ در اینجا، $d_{ik} \neq 0$ است. اگر $d_{ik} = 0$ باشد، آنگاه: $u_{ik} = 1, u_{ij} = 0, k \neq j, i = 1, 2, \dots, c$ الگوریتم FCM به ازای مقادیر مختلف خوشه‌ها انجام شده و نتایج آن توسط تابع ارزیابی خوشه‌ها بررسی می‌شود.

الگوریتم خوشه‌بندی G-K و وزن‌دار کردن آن

در الگوریتم خوشه‌بندی ارائه شده توسط Kessel و Gustafson (الگوریتم G-K)، هر خوشه، علاوه بر مرکز خوشه، توسط یک ماتریس متقارن، معین و مثبت مشخص می‌شود. این ماتریس برای هر خوشه یک ترم ایجاد می‌کند. با توجه به این ماتریس می‌توان به شناسایی خوشه‌های بیضوی نیز دست پیدا کرد. در روش ارائه شده برای بهبود تخمین ماتریس کواریانس فازی [۱۴]، بر مشکلاتی از قبیل کم بودن تعداد نمونه‌ها یا همبستگی خطی داده‌ها در خوشه‌ها غلبه شده

الگوریتم خوشه بندی MCV

الگوریتم خوشه بندی MCV ترکیبی از خوشه بندی سخت و فازی است که به منظور حداقل کردن مجموع حجم یکایک خوشه ها به کار می رود. به دلیل پیچیدگی محاسبات، این الگوریتم به جای روش های رایج انتخاب تصادفی مراکز اولیه، از ماتریس عضویت حاصل از الگوریتم های خوشه بندی فازی برای محاسبه مراکز اولیه خوشه بندی استفاده می کند. در الگوریتم MCV، تابع هدف با جمع ابرحجم های یکایک خوشه ها به دست می آید [۱۳]:

$$J_{fv}(Z; U, V) = \sum_{i=1}^c |C_{fi}|^{1/2} \quad (9)$$

که Z مجموعه داده ها، V بردار مرکز خوشه ها، U ماتریس عضویت فازی، c تعداد خوشه ها و $|C_{fi}|$ دترمینان ماتریس کواریانس C_{fi} است، که:

$$C_{fi} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (z_k - v_i)(z_k - v_i)^T \quad (10)$$

ماتریس کواریانس فازی خوشه i است. N تعداد نمونه ها و توان وزنی m میزان فازی بودن را اشاره می کند. فاصله ماها لانوبیس بین نمونه z_t ($1 \leq t \leq N$) و مرکز خوشه v_s ($1 \leq s \leq c$) از رابطه زیر به دست می آید:

$$MD_{st} = (z_t - v_s)^T C_{fi}^{-1} (z_t - v_s) \quad (11)$$

و

$$D_{st} = \frac{|C_{fs}|^{1/2} (MD_{st} - p)}{\sum_{j=1}^N u_{sj}^m} \quad (12)$$

که p تعداد ابعاد فضای نمونه ها است. وقتی فاصله ماها لانوبیس بین داده و مرکز خوشه، بزرگتر از بعد داده باشد (یعنی $p < MD_{kt}$)، آنگاه رابطه جدید میزان عضویت خوشه ها به شکل فازی توسط رابطه زیر به دست خواهد آمد:

$$u_{st} = \frac{(D_{st})^{1/(1-m)}}{\sum_{k=1}^c (D_{kt})^{1/(1-m)}} \quad (13)$$

در غیر این صورت، میزان عضویت، به شکل سخت، یعنی با مقدار صفر یا یک تنظیم خواهد شد.

روش خوشه بندی پیشنهادی

پیشنهادی، یک نوع خوشه بندی سلسله مراتبی است که بر اساس ترکیب سه الگوریتم خوشه بندی فازی G-K، FCM و MCV عمل می کند. یکی از مزیت های این روش، به دست آمدن تعداد خوشه های مورد نیاز برای خوشه بندی تصویر به عنوان یکی از نتایج خوشه بندی است. در مرحله اول روش پیشنهادی، ابتدا آن دسته از باندهای تصویر ابرطیفی که مقدار نویز بسیار زیادی داشته و اطلاعات مفید خیلی کمی دارند، از جمع باندهای تصویر حذف می شوند. در

جدول ۱. مراحل الگوریتم خوشه بندی G-K

$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m z_k}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m}, 1 \leq i \leq c$	محاسبه مراکز خوشه
--	-------------------

$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m (z_k - v_i)(z_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m}$	محاسبه ماتریس کواریانس خوشه ها
--	--------------------------------

$F_i = (1-\gamma) F_i + \gamma \det(F_i)^{\frac{1}{n}} I$	افزودن یک ماتریس همسانی مقیاس شده
---	-----------------------------------

$F_i = [\varphi_{i1} \dots \varphi_{in}] \text{diag}(\lambda_{i1}, \dots, \lambda_{in}) \times [\varphi_{i1} \dots \varphi_{in}]^{-1}$	بازسازی ماتریس کواریانس F_i
--	-------------------------------

$d_{ikA_i}^2 = (z_k - v_i)^T [\rho_i \det(F_i)^{1/n} F_i^{-1}] \times (z_k - v_i), 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N$	محاسبه فاصله نمونه ها از مراکز خوشه ها
--	--

$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ikA_i}}{d_{jkA_i}} \right)^{2/(m-1)}}$	به روز رسانی ماتریس عضویت
--	---------------------------

$u_{jk} = 0, j \neq i$ و $u_{ik} = 1$	اگر $d_{ikA_i} = 0$ آنگاه
---------------------------------------	---------------------------

با توجه به هر یک از نمونه های Z ، تابع چگالی می تواند به صورت زیر نوشته شود:

$$d_{ik} \leq e, 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N \quad (7)$$

در اینجا، d_{ik} فاصله اقلیدوسی z_k و z_i است. با به دست آوردن مقدار نرمالیزه f_k داریم:

$$\lambda_k = \frac{f_k}{\sum_{k=1}^N f_k} \quad (8)$$

وزن دار به ازای ماتریس عضویت حاصل از FCM اجرا می‌شود. پس از این مرحله، ماتریس عضویت مرحله‌ی قبل به عنوان یک ماتریس عضویت اولیه، در الگوریتم MCV وارد شده تا مجموع حجم یکپایه خوشه‌ها حداقل شود. تعداد خوشه‌ها در الگوریتم MCV همان تعداد خوشه‌های الگوریتم G-K وزن دار است. ماتریس عضویت حاصل، مجدداً در الگوریتم G-K وزن دار قرار می‌گیرد و خوشه‌بندی دوباره انجام می‌شود. این کار باعث می‌شود تصویر به دست آمده از الگوریتم G-K دوم نسبت به G-K اول دارای پراکندگی خوشه‌ای کمتری بوده و نمونه‌های کمتری از هر خوشه در خوشه‌های دیگر وجود داشته باشند.

در صورت برآورده نشدن شرط خاتمه‌ی روش پیشنهادی، هر یک از خوشه‌های به دست آمده، به مرحله‌ی خوشه‌بندی G-K اول رفته و به دو خوشه تجزیه می‌شوند و دوباره الگوریتم MCV و سپس الگوریتم G-K برای بار دوم بر روی ماتریس عضویت به دست آمده انجام می‌گیرد. این روند خوشه‌بندی تا زمان رسیدن به شرط خاتمه ادامه پیدا می‌کند و در هر مرحله، هر یک از خوشه‌هایی که در شرط صدق نکند، به دو خوشه تجزیه می‌شود. شرط خاتمه‌ی روش خوشه‌بندی پیشنهادی به صورت زیر تعریف شده است:

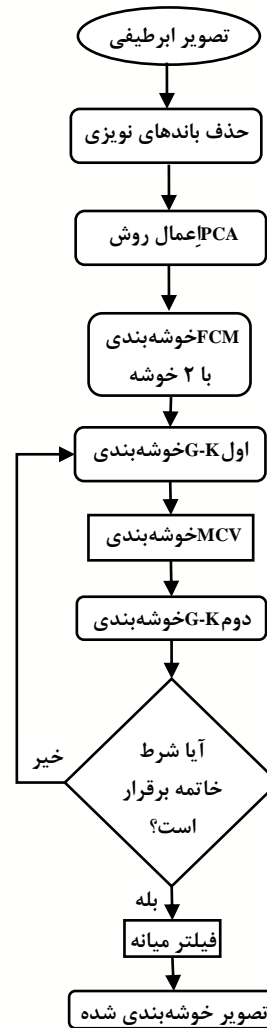
$$\frac{|\text{cov}_k| - \frac{|\text{cov}_{k1}| + |\text{cov}_{k2}|}{2}}{|\text{cov}_k|} = \frac{|\text{cov}_{diff}|}{|\text{cov}_k|} > \zeta \quad (14)$$

رابطه‌ی فوق بیان می‌کند در صورتی که اختلاف در ترمینان ماتریس کواریانس هر خوشه با میانگین در ترمینان‌های ماتریس کواریانس دو خوشه‌ی تولیدی آن، تقسیم بر در ترمینان ماتریس کواریانس همان خوشه، از یک مقدار آستانه ζ بیشتر شود، الگوریتم متوقف می‌شود؛ در غیر این صورت، عمل تجزیه‌ی خوشه‌ها دوباره تکرار می‌گردد. در این رابطه، k نشان دهنده‌ی خوشه‌ی تجزیه‌شونده به دو خوشه بوده و $k1$ و $k2$ دو خوشه‌ی تولید شده از خوشه‌ی k را بیان می‌کنند. دلیل استفاده از معیار کواریانس، دستیابی به کمترین مقدار پراکندگی در خوشه‌های حاصل از تجزیه‌ی یک خوشه است. شرط خاتمه طوری تنظیم شده است که تعداد خوشه‌ی مناسب برای خوشه‌بندی مورد نظر حاصل شود. در پایان، پس از رسیدن به شرط خاتمه و به دست آمدن تصویر خوشه‌بندی شده، برای کاهش و برطرف کردن پیکسل‌های پراکنده‌ای که همانند نویز در تصویر حاصل وجود دارند، از فیلتر میانه با انتخاب پنجره‌ای که متناسب با اندازه‌ی نواحی تصویر باشد استفاده شده است.

آزمایش‌ها و نتایج

روش پیشنهادی و سایر الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی، بر روی دو نمونه تصویر ابرطیفی که توسط سنجنده‌های HYDICE [۱۵] و AVIRIS [۱۶] تصویربرداری شده‌اند، با استفاده از نرم افزار MATLAB 7، برنامه نویسی، اجرا و نتایج آنها با هم مقایسه شده است. اجرای الگوریتم‌ها توسط یک رایانه تحت ویندوز 7، با

این صورت، این گونه باندهای غیر مفید در نتایج حاصل از هر مرحله‌ی خوشه‌بندی پیشنهادی تاثیرگذار نخواهند بود. سپس بر روی باندهای باقیمانده، روش تحلیل مولفه‌های اصلی^{۱۲} (PCA) به کار برده می‌شود. از جمله مزیت‌های انجام PCA این است که بیشترین کمیت اطلاعات طیفی یک تصویر چندین باندی را در تعداد محدودی از باندها می‌دهد. مراحل انجام روش خوشه‌بندی پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. مراحل انجام روش خوشه‌بندی پیشنهادی

برای انجام خوشه‌بندی به روش پیشنهادی، نیاز به یک ماتریس عضویت ابتدایی به عنوان اولیه‌ساز می‌باشد. این ماتریس به جای انتخاب تصادفی مراکز خوشه‌ها، ماتریس عضویت حاصل از یک بار اجرای الگوریتم FCM انتخاب می‌شود. بنابراین، پس از کاهش تعداد باندها با استفاده از روش PCA، الگوریتم FCM با ۲ خوشه بر روی باندهای حاصل از PCA انجام می‌گردد. سپس، به منظور بهبود ماتریس عضویت و تشخیص خوشه‌های غیرکروی، الگوریتم G-K

های حاصل از روش پیشنهادی، سایر الگوریتم های خوشه بندی نیز برای مقایسه اجرا می شوند. پس از این خوشه بندی، از فیلتر میانه برای کاهش پیکسل های پراکنده ای که همچنان در تصویر وجود داشته اند استفاده شده است. با توجه به اندازه ی نواحی دو تصویر، برای تصویر HYDICE پنجره ی ۲×۲ و برای تصویر AVIRIS پنجره ی ۳×۳ انتخاب شده است. در شکل های ۳ و ۴، تصاویر حاصل از خوشه بندی با استفاده از روش پیشنهادی و همچنین الگوریتم های FCM [۲]، G-K [۱۴]، MCV [۱۳]، Gath-Geva [۱۷]، خوشه بندی فازی وفقی (AMFC) [۱۰] و الگوریتم ترکیبی FCM و MRF [۱۱] نشان داده شده است.

به منظور ارزیابی کارایی روش های مختلف خوشه بندی، از پارامترهای ارزیابی خوشه استفاده می شود. این پارامترها بر اساس تشابه نمونه های موجود در یک خوشه و نامتشابه بودن نمونه های متعلق به خوشه های مختلف عمل می کنند. در این مقاله، پنج پارامتر ارزیابی خوشه به نام های ضریب تفکیک (V_{pc}) [۱۸]، آنروپی تفکیک (V_{pe}) [۱۹]، تابع Fukuyama-Sugeno (V_{fs}) [۲۰]، اندیس Kwon (V_T) [۲۱] و اندیس DWSC (V_{DWSC}) [۲۲] استفاده شده، که به ترتیب به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$V_{pc} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^2 \quad (15)$$

$$V_{pe} = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N [u_{ij} \log_2(u_{ij})] \quad (16)$$

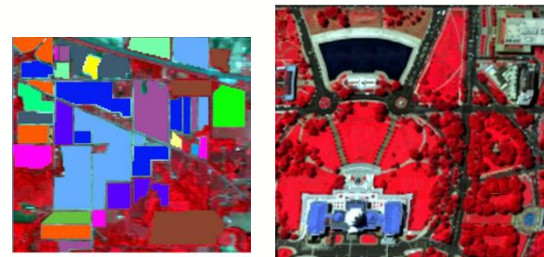
$$V_{fs} = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m (\|z_k - v_i\|^2 - \|v_i - \bar{v}\|^2), \bar{v} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N z_k \quad (17)$$

$$V_T = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m (\|z_j - v_i\|^2 + \frac{1}{c(c-1)} \sum_{i=1, k=1, k \neq i}^c \|v_i - v_j\|^2)}{\min_{i \neq k} \|v_i - v_k\|^2 + \frac{1}{c}} \quad (18)$$

$$V_{DWSC} = w \times Sep^{Norm}(c, U) + (1-w) \times Com^{Norm}(c, U) \quad (19)$$

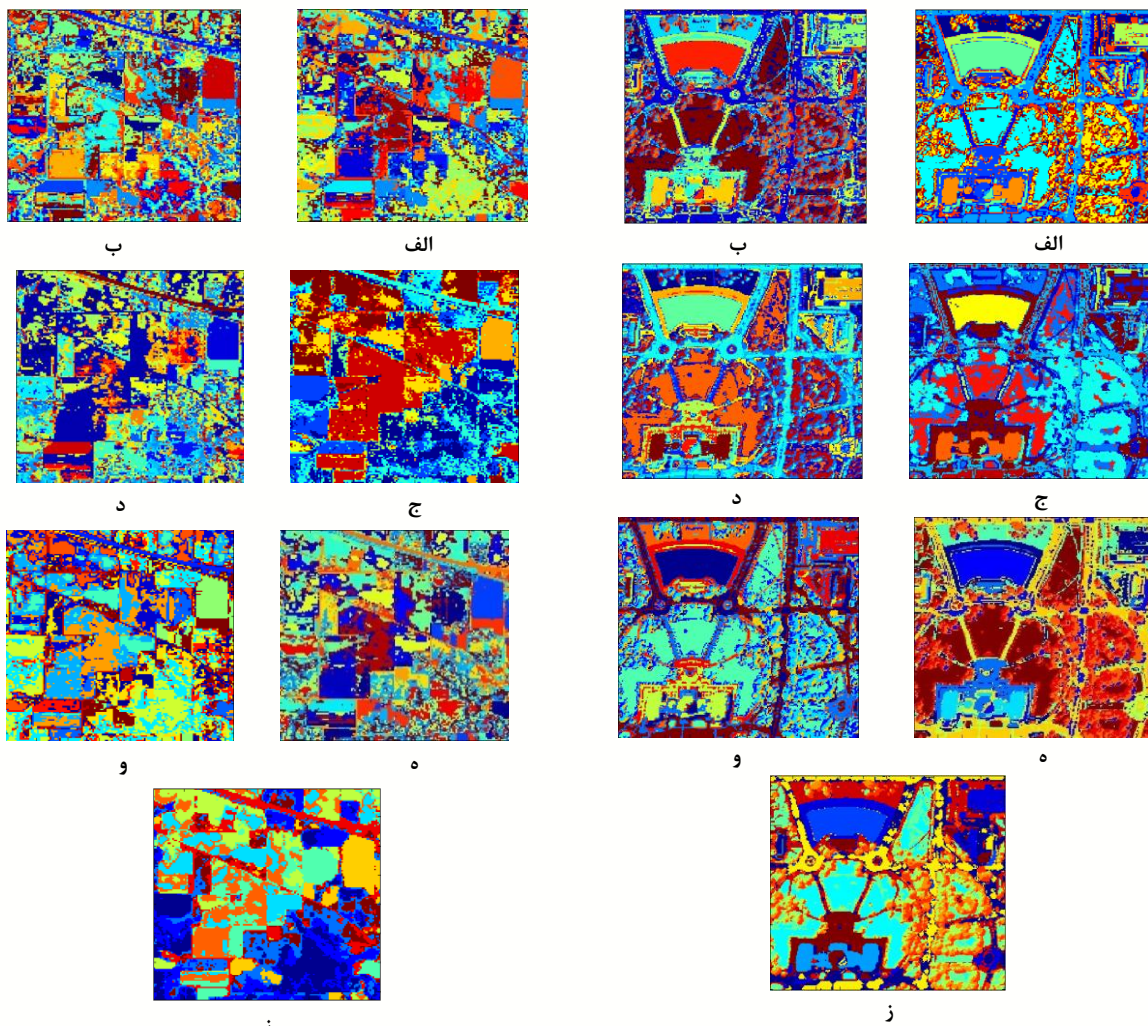
الگوریتم مناسب با ماکزیمم شدن پارامتر V_{pc} و مینیمم شدن سایر پارامترها انتخاب می شود؛ یعنی برای تعداد خوشه های مختلف، خوشه بندی اجرا شده و با استفاده از ماتریس عضویت حاصل، مقدار پارامترهای فوق محاسبه می شود.

پردازنده ی ۵ هسته ای، سیستم عامل ۶۴ بیتی، و حافظه ی RAM چهار گیگابایتی، انجام گرفته است. تصویر ناحیه ی حاصل از این دو سنجنده در شکل ۲ نشان داده شده است. تصویر حاصل از سنجنده ی HYDICE مربوط به منطقه ای در شهر واشنگتن است که دارای ۱۹۱ باند طیفی اطلاعات و ۲۰۰×۲۰۰ پیکسل بوده و شامل آب، جاده، درخت، چمن و پشت بام است. با استفاده از تحلیل مولفه های اصلی، تعداد باندها به ۲۵ باند کاهش یافته است. همچنین تصویر حاصل از سنجنده ی AVIRIS مربوط به منطقه ای کشاورزی- جنگلی در آمریکا و دارای ۱۴۵×۱۴۵ پیکسل و ۲۲۰ باند است که ۳۰ باند آن اکثراً نویز بوده و از مجموعه باندها کنار گذاشته شده است. این تصویر دارای ۱۶ نوع محصول کشاورزی و گیاهان مختلف است، که پس از کنار گذاشتن باندهای نویزدار، به ۱۹۰ باند و سپس با استفاده از PCA، به ۳۰ باند تقلیل یافته است. انتخاب باندها با مقایسه ی چشمی انجام شده است تا از به کارگیری باندهای دارای نویز زیاد در اجرای روش پیشنهادی جلوگیری شود.



شکل ۲. تصویر ناحیه ی حاصل از سنجنده ی الف) HYDICE و ب) AVIRIS

برای انجام خوشه بندی، نیاز به یک سری پارامترهای اولیه ی بیان شده در الگوریتم آنها است. در این آزمایش، با توجه به روش پیشنهادی، تعداد اولیه ی خوشه ها، $c = 2$ و میزان فازی بودن مطابق مقدار معمول آن، $m = 2$ در نظر گرفته شده است. مقدار آستانه ϵ در عمل برابر ۰/۰۱ یا ۰/۰۰۱ قرار می گیرد که در آزمایش، با توجه به نتایج، مقدار ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است. مقدار آستانه ی شرطی β در پیاده سازی با نرم افزار MATLAB بایستی یک عدد بزرگ قرار داده شود. این مقدار برابر ۱۰^{۱۵} قرار داده شده است [۱۴]. انتخاب مقدار γ حساس است؛ چرا که با توجه به مقدار آن، خوشه ها به میزان بیشتر یا کمتری دارای شکل های هم اندازه خواهند بود. γ مقداری در بازه ی [0,1] دارد. اگر $\gamma = 1$ باشد، خوشه ها دارای اندازه ی یکسان تری خواهند بود و این امر، امکان تشخیص مناسب خوشه ها را محدود می کند. با توجه به این نکته و با توجه به آزمایش های انجام شده بر روی تصاویر ابرطیفی موجود، مقدار γ مناسب برای انجام خوشه بندی برابر با ۰/۵ در نظر گرفته شده است. با توجه به تعداد خوشه-



شکل ۴. تصاویر حاصل از خوشه‌بندی AVIRIS توسط الگوریتم‌های الف) FCM [۲]، ب) G-K [۱۴]، ج) MCV [۱۳]، د) Gath-Geva [۱۷]، ه) AMFC [۱۰]، و) FCMMRF [۱۱] و ز) روش پیشنهادی

شکل ۳. تصاویر حاصل از خوشه‌بندی HYDICE توسط الگوریتم‌های الف) FCM [۲]، ب) G-K [۱۴]، ج) MCV [۱۳]، د) Gath-Geva [۱۷]، ه) AMFC [۱۰]، و) FCMMRF [۱۱] و ز) روش پیشنهادی

همچنین در رابطه (۱۹)، w یک وزن دینامیک برای تنظیم اهمیت همپوشانی بین خوشه‌ها و Sep^{Norm} و Com^{Norm} به ترتیب، میزان تفکیک‌پذیری خوشه‌ها و میزان فشردگی خوشه‌ها را به صورت نرمالیزه شده بیان می‌کنند [۲۲]. U نیز ماتریس عضویت می‌باشد. بهترین خوشه‌بندی زمانی حاصل می‌شود که V_{pc} حداکثر و از آن طرف، V_{pe} ، V_{fs} ، V_T و V_{DWS} حداقل مقدار را داشته باشند. همانطور که از تصاویر پیاده‌سازی مشخص است، مشکل پراکندگی نمونه‌ها در خوشه‌های مختلف، در تصویر حاصل از روش پیشنهادی، تا حدود زیادی مرتفع شده است، در حالی که این مشکل در تصاویر دیگر همچنان به چشم می‌خورد. از طرفی، با مقایسه‌ی تصاویر خوشه‌بندی شده با نقشه‌های زمینی، واضح است که نواحی مختلف تصویر، به خصوص نواحی ریز، در تصویر حاصل از خوشه‌بندی پیشنهادی، بهتر از سایر خوشه‌بندی‌ها تشخیص داده شده‌اند. همچنین در تصویر حاصل از روش پیشنهادی، تفکیک

الگوریتم مناسب با ماکزیمم شدن پارامتر V_{pc} و مینیمم شدن سایر پارامترها انتخاب می‌شود؛ یعنی برای تعداد خوشه‌های مختلف، خوشه‌بندی اجرا شده و با استفاده از ماتریس عضویت حاصل، مقدار پارامترهای فوق محاسبه می‌شود. الگوریتمی که به ازای آن، V_{pc} بیشترین مقدار و سایر پارامترها، کمترین مقدار را داشته باشد به عنوان الگوریتم مناسب شناخته می‌شود. آنگاه می‌توان گفت آن خوشه‌بندی که این شرایط را برآورده کند بهترین خوشه‌بندی در بین الگوریتم‌ها خواهد بود. در روابط فوق، N تعداد نمونه‌ها، c تعداد خوشه‌ها، u میزان عضویت فازی نمونه‌ها، Z مجموعه داده‌ها، v مرکز نمونه‌ها در هر خوشه و \bar{v} میانگین داده‌ها می‌باشند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش برای خوشه‌بندی و دستیابی به تعداد مناسب خوشه برای تصاویر ابرطیفی با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های فازی ارائه شد. دلیل انتخاب الگوریتم‌های فازی برای روش پیشنهادی این است که می‌توان ماتریس عضویت حاصل از هر الگوریتم را با الگوریتم دیگر بهبود بخشید. روش پیشنهادی با توجه به اینکه بر اساس یک روش سلسله‌مراتبی است، تا حد امکان از تولید خوشه‌های اضافی جلوگیری کرده و تصویر را در تعداد مناسبی از خوشه‌ها خوشه‌بندی می‌کند.

جدول ۳. مدت زمان اجرای الگوریتم‌های فازی و روش پیشنهادی

تصویر	الگوریتم	مدت زمان اجرا (بر حسب ثانیه)
HYDICE	FCM [۲]	81.09
	G-K [۱۴]	87.65
	MCV [۱۳]	95.31
	Gath-Geva [۷]	116.45
	AMFC [۱۰]	109.61
	FCMMRF [۱]	105.53
	روش پیشنهادی (PCA با)	54.35
	روش پیشنهادی (بدون PCA)	83.09
	FCM [۲]	106.65
	G-K [۱۴]	122.39
AVIRIS	MCV [۱۳]	127.26
	Gath-Geva [۷]	143.69
	AMFC [۱۰]	129.94
	FCMMRF [۱]	132.31
	روش پیشنهادی (PCA با)	63.59
روش پیشنهادی (بدون PCA)	135.23	

در شکل ۵ برخی از نواحی که در روش پیشنهادی، خوشه‌بندی بهتری نسبت به سایر روش‌ها انجام داده است، با کادر سفید مشخص شده است. در تصویر خوشه‌بندی شده با استفاده از روش سلسله‌مراتبی پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های دیگر، نمونه‌های پراکنده‌ی کمتری بین خوشه‌ها وجود دارد. همچنین فشردگی و نزدیک بودن پیکسل‌ها به یکدیگر در تصویر نهایی حفظ شده و این بدان معنی است که اطلاعات مکانی در تصویر خوشه‌بندی شده محفوظ مانده است. مرزهای قسمت‌های مختلف تصویر نیز به خوبی مشخص شده‌اند.

بین ناحیه‌های متفاوت به شکل بهتری نسبت به روش‌های دیگر صورت گرفته است. الگوریتم پیشنهادی بر روی تمام باندهای هر دو تصویر (بدون انجام PCA) نیز برای مقایسه دقت و سرعت آن با روال پیشنهادی الگوریتم انجام گرفته است. نتایج حاصل از پارامترهای ارزیابی خوشه برای الگوریتم‌های مختلف و روش پیشنهادی، در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲. نتایج حاصل از خوشه‌بندی تصاویر با استفاده از الگوریتم‌های فازی و

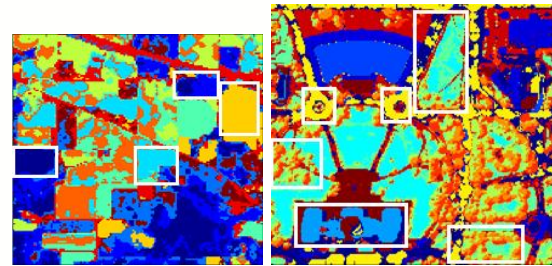
تصویر	الگوریتم	پارامترهای ارزیابی خوشه				
		V_{pc}	V_{pe}	V_{fs}	V_T	V_{Dwsc}
HYDICE	FCM [۲]	0.4587	1.8940	-1.2022×10^8	2.8335	2.7621
	G-K [۱۴]	0.4231	2.2590	-1.1727×10^8	3.4134	3.5196
	MCV [۱۳]	0.4385	1.9845	-1.2611×10^8	3.5416	2.8369
	Gath-Geva [۷]	0.4164	2.5437	-1.1369×10^8	3.7793	3.8985
	AMFC [۱۰]	0.4543	2.2265	-1.2810×10^8	3.4014	3.1123
	FCMMRF [۱]	0.4612	1.8622	-1.2513×10^8	2.5361	2.5413
	روش پیشنهادی (PCA با)	0.4705	1.6254	-1.3205×10^8	2.3649	2.3496
	روش پیشنهادی (بدون PCA)	0.4523	1.8665	-1.2416×10^8	2.5438	2.5503
	FCM [۲]	0.2308	3.1309	-4.2712×10^7	6.9135	4.0943
	G-K [۱۴]	0.2216	3.1418	-4.2316×10^7	7.1003	4.2632
AVIRIS	MCV [۱۳]	0.2285	3.1423	-4.2298×10^7	7.6124	4.1327
	Gath-Geva [۷]	0.2294	3.1354	-4.2685×10^7	7.9163	4.8024
	AMFC [۱۰]	0.2309	3.1221	-4.3651×10^7	7.1336	4.1568
	FCMMRF [۱]	0.2395	3.0086	-4.4324×10^7	6.6491	3.8847
	روش پیشنهادی (PCA با)	0.2512	2.4223	-4.6831×10^7	6.2360	3.5436
	روش پیشنهادی (بدون PCA)	0.2363	3.0138	-4.3255×10^7	6.6833	3.9245

روش پیشنهادی

با در نظر گرفتن خصوصیت‌هایی که برای پارامترهای ارزیابی خوشه بیان شد، نتایج حاصل از جدول ۲ نشان می‌دهد نمونه‌های موجود در هر خوشه تا حد امکان شبیه به یکدیگر بوده و از طرفی، نمونه‌های متعلق به خوشه‌های متفاوت تقریباً با یکدیگر نامتشابه هستند. در جدول ۳ مدت زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی و سایر الگوریتم‌های مذکور برای مقایسه بیان شده است. با توجه به این جدول، برتری زمانی روش پیشنهادی مشهود است. بنابراین روش مذکور از نظر مدت زمان اجرا و سرعت پردازش نیز نسبت به سایر روش‌ها برتر است.

پیوست ۱. فهرست اختصارات لاتین به همراه عبارات کامل آنها

AMFC	Adaptive Memetic Fuzzy Clustering
AVIRIS	Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer
Com	Compactness
cov	covariance
DWSC	Dynamic Weighted Separation and Compactness
FCM	Fuzzy C-Means
fs	fukuyama-sugeno
G-K	Gustafson-Kessel
HYDICE	Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment
MCV	Minimum Cluster Volume
MD	Manhattan Distanse
MRF	Markov Random Fields
PCA	Principal Components Analysis
pc	partition coefficient
pe	partition entropy
Sep	Separation
WG-K	Weighted Gustafson-Kessel



شکل ۵. برخی از نواحی حاصل از روش پیشنهادی که در مقایسه با سایر روش ها بهتر خوشه بندی شده اند

با توجه به نتایجی که در تصاویر حاصل از خوشه‌بندی و جداول مربوط به آنها و مقایسه نواحی مختلف خوشه‌بندی شده به‌دست آمده است می‌توان به برتری روش پیشنهادی در مقابل سایر روش‌ها پی برد. با توجه به تنظیم پارامترهای مختلف خوشه‌بندی و شرط خاتمه در روش پیشنهادی، در نهایت، برای تصویر HYDICE تعداد ۱۳ خوشه و برای تصویر AVIRIS، ۲۲ خوشه به‌دست آمد. سایر الگوریتم‌های خوشه‌بندی نیز با همین تعداد خوشه‌ها، برای مقایسه با روش خوشه‌بندی پیشنهادی بر روی دو تصویر مورد آزمایش، پیاده‌سازی شده‌اند.

کارهای آینده

معیار استفاده شده برای تصمیم‌گیری در هر گره از درخت دودویی و تقسیم یک خوشه به دو خوشه، تاثیر زیادی بر روی نتیجه‌ی نهایی خوشه‌بندی دارد. بنابراین انتخاب یک معیار مناسب برای تصمیم‌گیری، نیاز به بررسی‌های زیاد داشته و باید آزمایش‌های مختلفی برای این منظور انجام شود. به‌همین دلیل، پیشنهاد می‌شود در تحقیق‌های بعدی، علاوه بر به-کارگیری ساختاری مشابه درخت دودویی، برای شروع از ساختاری شبیه به درخت تصمیم نیز استفاده گردد و معیار تصمیم‌گیری را بر اساس ویژگی خاص تصاویر ابرطیفی تنظیم نمود.

سپاس‌گزاری

از حسن توجه داوران محترم و نظرهای ارزشمندشان که باعث بهبود کیفیت مقاله شد تشکر و قدردانی می‌شود.

مراجع

- [1] Xu .R. and Wunsch. D., "Survey of Clustering Algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 3, pp. 645-678, 2005.
- [2] Bezdek. J. C., *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York, 1981.
- [3] Martinez. A., Pla. F., Sotoca. J. M. and Garcia-Sevilla. P., "Clustering based Hyperspectral Band Selection using Information Measures", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, Vol. 45, No. 12, pp. 4158-4171, 2007.
- [4] Kuo. B. C. , Huang. W. C., Liu. H. C. and Tseng. S. C., "A Novel Fuzzy C-Means Method for Hyperspectral Image Classification", *IEEE Geoscience and Remote sensing*, 2008.
- [5] Bilgin. G, Erturk. S. and Yildirim. T, "Segmentation of hyperspectral images using fuzzy approaches", *16th Conference IEEE on*

- [16] Jimenez. L. and Landgrebe. D. A., "Hyperspectral Data Analysis and Feature Reduction via Projection Pursuit", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, Vol. 37, No. 6, pp. 2653-2667, 1999.
- [17] Gath, I. and Geva, A. B., "Unsupervised optimal fuzzy clustering", *In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp.773-781, 1989.
- [18] Bezdek. J. C., "Cluster validity with fuzzy sets", *Journal of Cybernetics*, Vol. 3, No. 3, pp. 58-73, 1973.
- [19] Bezdek. J. C., "Mathematical models for systematic and taxonomy", *Proc. of Eight International Conference on Numerical Taxonomy*, San Francisco, pp. 143-166, 1975.
- [20] Fukuyama. Y. and Sugeno. M., "A new method for choosing the number of clusters for the fuzzy c-means method", *Proc. 5th Fuzzy Systems Symposium*, pp. 247-250, 1989.
- [21] Wang. W. and Zhang. Y., *On fuzzy cluster validity indices*, Fuzzy Sets and Systems, pp. 2095-2117, 2007.
- [22] Zhang. F. and Qian. X., "A New Validity Index for Fuzzy Clustering", *Journal of Computational Information Systems*, Vol. 8, No. 14, pp. 5875-5883, 2012.
- [6] Fan. J., Han. M. and Wang. J., "Single point iterative weighted fuzzy c-means clustering algorithm for remote sensing image segmentation", *Pattern Recognition*, Vol. 42, No. 11, pp. 2527-2540, 2009.
- [7] Paoli. A., Melgani. F. and Pasolli. E., "Clustering of Hyperspectral Images Based on Multiobjective Particle Swarm Optimization", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Accepted for publication*, Vol. 47, No. 12, pp. 4175-4188, 2009.
- [8] Saha. S. and Bandyopadhyay. S., "A Symmetry Based Multiobjective Clustering Technique for Automatic Evolution of Clusters", *Pattern Recognition*, vol. 43, No. 3, pp. 738-75, 2010.
- [9] Napoleon. D., Praneesh. M., Sathya. S. and SivaSubramani. M., "An Efficient Modified Fuzzy Possibilistic C-Means Algorithm for Segmenting Color based Hyperspectral Images", *International Conference on Advances in Engineering, Science and Management*, 2012.
- [10] Zhong. Y., Ma. A., and Zhang. L., "An adaptive memetic fuzzy clustering algorithm with spatial information for remote sensing imagery," *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, vol. 7, no. 4, pp. 1235-1248, 2014.
- [11] Alhichri. H., Ammour. N., Alajlan. N. and Bazi. Y., "Clustering of Hyperspectral Images with an Ensemble Method Based on Fuzzy C-Means and Markov Random Fields", *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol. 39, No. 5, pp. 3747-3757, 2014.
- [12] Gustafson. D. E. and Kessel. W. C., "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix", *In Proceedings of the 17th IEEE Conference on Decision and Control*, San Diego, Calif, USA, pp. 761-766, 1979.
- [13] Krishnapuram R. and Kim. J., "Clustering Algorithms Based on Volume Criteria", *IEEE Trans.on Fuzzy Systems*, Vol. 8, No. 2, pp.228-236, 2000.
- [14] Babuška. R., Van Der Veen. P. J. and Kaymak. U., "Improved covariance estimation for G-K clustering", *In Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Vol. 2, Honolulu, Hawaii, USA, May, pp. 1081-1085, 2002.
- [15] Aldrich. W. S., Kappus. M. E. and Resmini. R. G. and Mitchell. P. A., "HYDICE postflight data processing", *Proc. SPIE 2758*, pp. 354-363, 1996.