سنجش از دور
و
GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران سال دهم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۷
Iranian Remote Sensing & GIS Vol.10, No.3, Autumn 2018

۱۷-۳۲

بهبود خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی با به‌کارگیری دیورژانس اطلاعات طیفی

حمید عزت‌آبادی‌پور*

مربی دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۶/۲۰ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۴/۹

چکیده

الگوریتم خوشه‌بندی K-Means یکی از پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده در پردازش تصاویر سنجش از دور است. در الگوریتم K-Means استاندارد، از معیار عدم شباهتِ فاصله اقلیدسی، به منظور اندازه‌گیری عدم شباهتِ بین داده‌ها و خوشه‌ها استفاده می‌شود. فاصله اقلیدسی، یک معیار عدم شباهتِ قطعی است که بردار طیفی پیکسل‌ها و مراکز خوشه‌ها را به صورت نقاطی در یک فضای چندبعدی درنظر می‌گیرد و فاصله هندسی بین آن‌ها را اندازه‌گیری می‌کند. تصاویر فراطیفی همواره دارای عدم قطعیت هستند، به همین دلیل استفاده از یک معیار عدم شباهت آماری (غیرقطعی)، جهت خوشه‌بندی آن‌ها مناسب‌تر به نظر می‌رسد. بر این اساس در این مقاله، با به‌کارگیری یک معیار عدم شباهت آماری، یک روش نظارت نشده جدید برای خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی طراحی و پیاده‌سازی شده است. روش خوشه‌بندی پیشنهادی، برای برآورد عدم شباهت بین مرکز خوشه‌ها و پیکسل‌ها، از یک معیار عدم شباهت آماری، به نام دیورژانس اطلاعات طیفی، به‌جای فاصله اقلیدسی استفاده می‌کند. دیورژانس اطلاعات طیفی، توزیع احتمال طیف‌ها را از طریق نرمال‌کردن امضای طیفی، مدل‌سازی می‌کند. سپس فاصله بین توزیع احتمال طیف یک پیکسل و توزیع احتمال طیف هر مرکز خوشه را برآورد می‌کند. آزمون‌های انجام‌شده بر روی داده‌های تصویری فراطیفی واقعی حاصل از سه سنجنده HyMap، HYDICE و Hyperion نشان می‌دهد که روش خوشه‌بندی پیشنهادیِ مبتنی بر دیورژانس اطلاعات طیفی، نتایج طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد، به‌طوری که ضریب کاپای نتایج طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی مورد استفاده به ترتیب، حدود ۷٪، ۵۶٪ و ۱۰٪ افزایش یافته است.

کلیدواژه‌ها: خوشه‌بندی، معیار عدم شباهت، دیورژانس اطلاعات طیفی، تصاویر فراطیفی

* نویسنده مکاتبه‌کننده: سیرجان، ابتدای جاده بافت، دانشگاه صنعتی سیرجان، کد پستی: ۷۸۱۳۷۳۳۳۸۵، تلفن ثابت: ۰۳۴-۴۲۲۴۲۱۱۶ - ۰۹۱۳۳۷۹۲۹۴۱
Email: : hezzatabadi@sirjantech.ac.ir

۱- مقدمه

روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده، یکی از مهمترین روش‌های تفسیر تصاویر و استخراج اطلاعات برای کاربردهای گوناگون سنجش از دور است. این روش‌ها، فقط متکی بر داده‌های تصویری بوده و اغلب به صورت خودکار انجام می‌شوند. اگرچه روش‌های نظارت نشده، نسبت به روش‌های نظارت شده معمولا دارای دقت پایین‌تری هستند، اما نیازمند هزینه و اطلاعات کم‌تری بوده و به همین دلیل توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده اند. در میان روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده، روش‌های خوشه‌بندی از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. در این روش‌ها، هدف عبارتست از طبقه‌بندی داده‌ها به شکلی که دو داده در یک خوشه، تا حد امکان به هم شبیه و در دو خوشه متفاوت تا حد امکان از هم متمایز باشند (Timm et al., 2004). روش‌های خوشه‌بندی به طورکلی به دو گروه سلسله مراتبی[۱] و جزءبندی[۲] تقسیم می‌شوند (Jain and Dubes, 1988).

خوشه‌بندی سلسله مراتبی، عبارت است از تشکیل متوالی گروه‌هایی که عضوهای آن‌ها بیشترین شباهت را به هم داشته یا جداسازی متوالی گروه‌هایی که عضوهای آن‌ها بیشترین اختلاف را با هم دارند. در خوشه‌بندی سلسله مراتبی، مشکلات ناشی از مقداردهی اولیه و کمینه‌های محلی وجود ندارد (Tsai et al., 2002). در این نوع خوشه‌بندی، نویز و مشاهدات خطا[۳] در خوشه‌های جداگانه قرار گرفته و خوشه‌های دیگر را تحت‌تأثیر خود قرار نمی‌دهند (Tran et al., 2003). در عوض، روش‌های سلسله مراتبی به معیارهای مشخصی، جهت تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها نیاز داشته و نمی‌توانند دانش قبلی راجع به شکل یا اندازه کلی خوشه‌ها را در نظر بگیرند (Tsai et al., 2002). روش‌های خوشه‌بندی سلسله مراتبی پویا نیست، یعنی در این گروه خوشه‌بندی، داده‌هایی که در مراحل اولیه به یک خوشه ویژه تعلق می‌گیرند، نمی‌توانند به خوشه دیگر منتقل شوند. از این رو، این قبیل روش‌های خوشه‌بندی، برای مجموعه داده‌های پیچیده که خوشه‌های آن‌ها خیلی همگن نباشند، مناسب نیستند (Brereton, 1992). به‌علاوه، روش‌های سلسله مراتبی به حافظه و زمان محاسباتی زیادی نیاز دارند.

اما در روش خوشه‌بندی جزءبندی، اغلب از روش‌های بهینه‌سازی تناوبی، برای تشکیل خوشه‌ها استفاده می‌شود. ولی طبیعت تکراری این روش‌ها، آن‌ها را به مقداردهی اولیه و کمینه‌های محلی حساس می‌کند. خوشه‌بندی جزءبندی، نیازمند تعیین تعداد بهینه خوشه‌هاست و به نویز و مشاهدات خطا حساس است. این نوع خوشه‌بندی، از طریق نمونه‌های اولیه[۴] و اندازه‌گیری فاصله، می‌تواند دانش مربوط به شکل یا اندازه خوشه‌ها را در خود جای دهد (Guha et al., 2001). برخلاف خوشه‌بندی سلسله مراتبی، روش خوشه‌بندی جزءبندی پویاست، یعنی در خوشه‌بندی جزءبندی، داده‌ها می‌توانند در تکرارهای متوالی از یک خوشه به خوشه دیگر جابجا شوند.

روش‌های خوشه‌بندی مورد استفاده در حوزه سنجش از دور، عمدتا از نوع جزءبندی هستند که معروف‌ترین و پرکاربردترین آن K-Means است. الگوریتم خوشه‌بندی K-Means، برای اولین‌بار توسط مک‌کوئین در سال ۱۹۶۷ مورد استفاده قرار گرفت و در سال ۲۰۰۱ توسط دودا و همکارانش به صورت کامل‌تری ارائه شد

[۱] Hierarchical
[۲] Partitioning
[۳] Outliers
[۴] Prototypes

(MacQueen, 1967; Duda et al., 2001). الگوریتم K-Means استاندارد، از معیار عدم شباهت[1] فاصله اقلیدسی، جهت اندازه‌گیری اختلاف بین داده‌ها و خوشه‌ها استفاده می‌کند. این در حالیست که در آنالیز تصاویر فراطیفی، معیارهای گوناگونی برای ارزیابی عدم شباهت، ارائه و به‌کار رفته است.

معیارهای عدم شباهت مورد استفاده برای تصاویر فراطیفی، با توجه به راهبرد اندازه‌گیری عدم شباهت بین دو طیف، به دو دسته قطعی[2] و آماری[3] تقسیم می‌شوند (Chang, 2003; Homayouni and Roux, 2004; van der Meer, 2006). معیارهای عدم شباهت قطعی (مانند فاصله اقلیدسی و نگاشت‌کننده زاویه طیفی)، هر طیف را به صورت یک بردار طیفی n-بعدی (n: تعداد باندهای طیفی) در نظرگرفته و عدم شباهت بین دو بردار طیفی را در فضای n-بعدی اندازه‌گیری می‌کنند (van der Meer, 2006). در مقابل، معیارهای عدم شباهت آماری، هر بردار طیفی را به صورت یک متغیر تصادفی در نظر گرفته و اختلاف بین توزیع احتمال دو بردار طیفی را اندازه‌گیری می‌کنند (Chang, 2003).

عواملی چون بی‌ثباتی سنجنده، تغییرات توپوگرافی سطح زمین و اثرات محیطی و جوی، همواره سبب بروز عدم قطعیت در داده‌های سنجش از دور، به‌ویژه داده‌های فراطیفی می‌شوند (Chang, 2003; Shi, 2009). به همین دلیل در پردازش و آنالیز تصاویر فراطیفی، معیارهای عدم شباهت آماری (غیرقطعی) برای اندازه‌گیری عدم شباهت مناسب‌تر بوده و به نتایج بهتری منجر می‌شوند (Chang, 2000; Chang, 2003; van der Meer, 2006). در میان معیارهای عدم شباهت آماری، دیورژانس اطلاعات طیفی[4] (SID)، معیار عدم شباهت شناخته شده‌ایست که برای اولین‌بار توسط چانگ در سال ۲۰۰۰ به منظور اندازه‌گیری عدم شباهت بین دو طیف در تصاویر فراطیفی ارائه شد (Chang, 2000).

معیار عدم شباهت SID، تاکنون مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته و در زمینه‌های مختلفی جهت آنالیز تصاویر فراطیفی استفاده شده است (Du et al., 2004; Chen et al., 2009; Galal et al., 2012; Adep et al., 2016; Palsson et al., 2017; Erudel et al., 2017; Gholizadeh et al., 2018). امّا در زمینه خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی با استفاده از معیار عدم شباهت SID، تحقیقات زیادی انجام نشده است. از این رو، ضروری است در این زمینه، مطالعهٔ بیشتری صورت پذیرد. در همین راستا، ایده اصلی در این مقاله، طراحی و ابداع یک روش نظارت نشده جدید، برای خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی، با به‌کارگیری معیار عدم شباهت SID است. با توجه به مطالب فوق، انتظار می‌رود که روش خوشه‌بندی جدید پیشنهادی، نتیجه خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی را بهبود بخشد.

این مقاله شامل چهار بخش است. در بخش اول، به مقدمه‌ای کوتاه دربارهٔ انگیزه، هدف و بیان مسأله تحقیق و روش کار پرداخته شده است. در بخش دوم، مبانی نظری روش‌ها تشریح می‌شود. بخش سوم، در برگیرندهٔ پیاده‌سازی الگوریتم‌های خوشه‌بندی و ارزیابی آن‌ها خواهد بود. در بخش چهارم و پایانی نیز، نتیجه‌گیری‌ها ارائه می‌شود.

[1] Dissimilarity
[2] Deterministic
[3] Stochastic
[4] Spectral Information Divergence

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- الگوریتم خوشه‌بندی K-Means

الگوریتم خوشه‌بندی K-Means استاندارد، از معیار عدم شباهت فاصله اقلیدسی، به‌منظور اندازه‌گیری اختلاف بین داده‌ها و خوشه‌ها استفاده می‌کند و در آن هدف، کمینه کردن تابع هدف زیر است (Duda et al., 2001; Jain, 2010).

$$J(V) = \sum_{i=1}^{K} \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \left\| \vec{x}_j - \vec{v}_i \right\|^2 \quad \text{رابطه (۱)}$$

در رابطه (۱)، K تعداد خوشه‌ها، C_i خوشه iام، $\vec{x}_j$ بردار طیفی jامین پیکسل، $\vec{v}_i$ مرکز iامین خوشه، و $\left\| \vec{x}_j - \vec{v}_i \right\|^2$ مربع فاصله اقلیدسی بین $\vec{x}_j$ و $\vec{v}_i$ است. به $\left\| \vec{x}_j - \vec{v}_i \right\|^2$ مربع خطا[1]نیز اطلاق می‌شود (Duda et al., 2001). شرط لازم برای کمینه‌سازی تابع هدف J، به‌سادگی از طریق برابر با صفر قراردادن گرادیان رابطه (۱)، نسبت به $\vec{v}_i$ که می بایست بهینه شود، به دست می‌آید. با انجام این عمل، رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$\vec{v}_i = \frac{\sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \vec{x}_j}{m_i} \quad \forall\, i = 1, 2, \dots, K \quad \text{رابطه (۲)}$$

در رابطه (۲)، m_i، تعداد پیکسل‌های متعلق به C_i است. تابع هدف J را نمی‌توان به طور مستقیم کمینه کرد. از این رو، کمینه‌سازی آن به صورت تکراری انجام می‌شود و مراکز خوشه‌ها از طریق رابطه (۲) در هر تکرار، بهینه می‌شوند.

۲-۲- الگوریتم خوشه‌بندی SID-Based

در الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادیِ مبتنی بر SID (SID-Based)، به جای فاصله اقلیدسی، از دیورژانس اطلاعات طیفی (SID)، جهت اندازه‌گیری عدم شباهت، استفاده شده است. SID از مفهوم دیورژانس در تئوری اطلاعات، مشتق شده و اختلاف رفتارهای احتمالی بین طیف‌های دو بردار پیکسلی را اندازه‌گیری می‌کند (Chang, 2003). به عبارت دیگر، SID عدم شباهت بین دو بردار پیکسلی را بر اساس اختلاف بین توزیع‌های احتمال که از طریق نرمال‌کردن طیف به دست می‌آید، اندازه‌گیری می‌کند. پیش‌تر در شناسایی الگو و انتخاب باندهای بهینه نیز از دیورژانس استفاده شده است (Tou and Gonzalez, 1974; Jensen, 1996). در مقایسه با فاصله اقلیدسی که فاصله فضایی بین دو بردار پیکسلی را به دست می‌دهد، SID فاصله بین توزیع‌های احتمال ایجاد شده توسط طیف‌های دو بردار پیکسلی را اندازه‌گیری می‌کند. از این رو SID، در بهره‌گیری از تغییرات طیفی می‌تواند مؤثرتر عمل کند (Chang, 2003). دیورژانس اطلاعات طیفی بین بردار طیفی $\vec{v}_i$ و بردار طیفی پیکسلی $\vec{x}_j$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$SID(\vec{v}_i, \vec{x}_j) = D(\vec{v}_i \parallel \vec{x}_j) + D(\vec{x}_j \parallel \vec{v}_i) \quad \text{رابطه(۳)}$$

که:

$$D(\vec{v}_i \parallel \vec{x}_j) = \sum_{l=1}^{n} p_{il} D_l(\vec{v}_i \parallel \vec{x}_j) = \sum_{l=1}^{n} p_{il} \left(I_l(\vec{x}_j) - I_l(\vec{v}_i) \right) \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$D(\vec{x}_j \parallel \vec{v}_i) = \sum_{l=1}^{n} q_{jl} D_l(\vec{x}_j \parallel \vec{v}_i) = \sum_{l=1}^{n} q_{jl} \left(I_l(\vec{v}_i) - I_l(\vec{x}_j) \right) \quad \text{رابطه (۵)}$$

در تئوری اطلاعات $D(\vec{v}_i \parallel \vec{x}_j)$ و $D(\vec{v}_i \parallel \vec{x}_j)$ را به ترتیب، انتروپی[2] $\vec{x}_j$ نسبت به $\vec{v}_i$ و انتروپی $\vec{v}_i$ نسبت به $\vec{x}_j$ می‌نامند. بردارهای احتمال $\vec{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})^T$ و $\vec{q}_j = (q_{j1}, q_{j2}, \dots, q_{jn})^T$ به ترتیب، توزیع احتمال $\vec{v}_i$ و توزیع احتمال $\vec{x}_j$ هستند. این توزیع‌های احتمال از طریق نرمال‌کردن طیف، به دست آمده و مولفه‌هایشان به صورت زیر محاسبه می‌شود:

[1] Squared-Error

[2] Entropy

$$p_{ik} = \frac{v_{ik}}{\sum_{h=1}^{n} v_{ih}} \quad \forall\, k = 1, 2, \dots, n$$ رابطه (۶)

$$q_{jk} = \frac{x_{jk}}{\sum_{h=1}^{n} x_{jh}} \quad \forall\, k = 1, 2, \dots, n$$ رابطه (۷)

در روابط (۴) و (۵)، $I_l(\vec{v}_i)$ و $I_l(\vec{x}_j)$ به عنوان self-information $\vec{v}_i$ و $\vec{x}_j$ برای باند l تعریف و به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$I_l(\vec{v}_i) = -\log p_{il}$$ رابطه (۸)

$$I_l(\vec{x}_j) = -\log q_{jl}$$ رابطه (۹)

با جای‌گذاری روابط (۴) و (۵) در رابطه (۳)، رابطه محاسبه دیورژانس اطلاعات طیفی به صورت زیر، ساده می‌شود:

$$SID(\vec{v}_i, \vec{x}_j) = \sum_{l=1}^{n} (p_{il} - q_{jl})(\log(p_{il}) - \log(q_{jl}))$$ رابطه (۱۰)

حال، جهت پیاده‌سازی الگوریتم خوشه‌بندی SID-Based، دیورژانس اطلاعات طیفی جایگزینِ مربع فاصله اقلیدسی در تابع هدف الگوریتم خوشه‌بندی K-Means می‌شود و تابع هدف زیر به دست می‌آید:

$$J(P) = \sum_{i=1}^{K} \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} SID(\vec{v}_i, \vec{x}_j) = \sum_{i=1}^{K} \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \left(\sum_{l=1}^{n} (p_{il} - q_{jl})(\log(p_{il}) - \log(q_{jl})) \right)$$ رابطه (۱۱)

شرط لازم برای کمینه‌سازی تابع هدف بالا، از طریق برابر با صفر قرار دادن گرادیان آن نسبت به $\vec{p}_i$ که می‌بایست بهینه شود، حاصل می‌شود:

$$\frac{\partial J(P)}{\partial \vec{p}_i} = \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \left(\log(\vec{p}_i) - \log(\vec{q}_j) + \frac{1}{\vec{p}_i}(\vec{p}_i - \vec{q}_j) \right) = 0$$

$$\Rightarrow \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \left(\log(\vec{p}_i) - \log(\vec{q}_j) + 1 - \frac{\vec{q}_j}{\vec{p}_i} \right) = 0$$

$$\Rightarrow m_i \log(\vec{p}_i) - \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \log(\vec{q}_j) + m_i - \frac{\sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \vec{q}_j}{\vec{p}_i} = 0$$

$$\Rightarrow m_i \log(\vec{p}_i) - \frac{\sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \vec{q}_j}{\vec{p}_i} = \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \log(\vec{q}_j) - m_i$$ رابطه (۱۲)

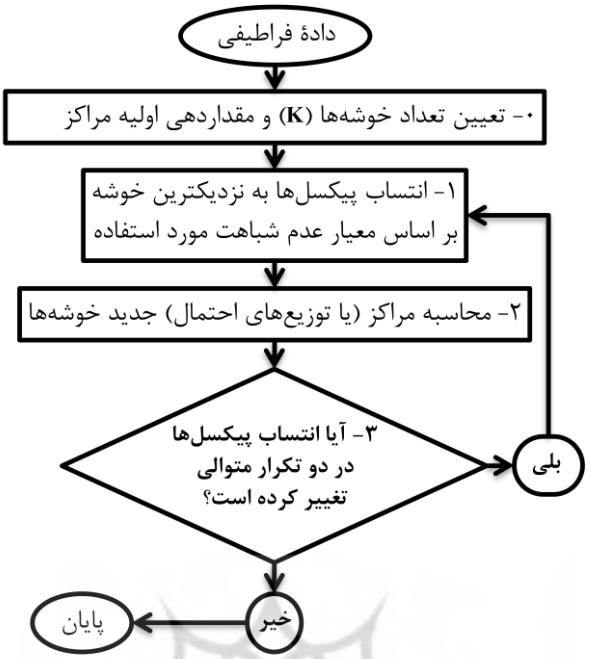
رابطه بالا را می‌توان از طریق تابع Wright Omega که توسط کُرِلس و جِفایری جهت حل معادله Y + log(Y) = X ارائه شده، حل نمود (Corless and Jefirey, 2002). با حل رابطه (۱۲) داریم:

$$\vec{p}_i = \frac{\sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \vec{q}_j}{m_i \times \text{WrightOmega}\left(\frac{m_i - \sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \log(\vec{q}_j)}{m_i} - \log\left(\frac{m_i}{\sum_{\vec{x}_j \epsilon C_i} \vec{q}_j} \right) \right)} \quad \forall\, i = 1, 2, \dots, K$$ رابطه (۱۳)

در اینجا نیز، کمینه‌سازی تابع هدف J به صورت تکراری، انجام می‌شود و توزیع احتمال مراکز خوشه‌ها ($\vec{p}_i$ها)، از طریق رابطه (۱۳) در هر تکرار، بهینه می‌شوند.

۳- پیاده‌سازی و نتایج

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based، به صورت تکراری اجرا می‌شوند. روند اجرای این الگوریتم‌ها در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل۱. نمودار گردش‌کار الگوریتم‌های K-Means و SID-Based

همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده است، الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based، نیازمند تعیین مقادیر اولیه برای مراکز خوشه‌ها هستند. طبیعت تکراری این الگوریتم‌ها، آن‌ها را به مقداردهی اولیه حساس کرده و باعث می‌شود به کمینه‌های محلی، منجر شوند. لذا، تعیین مقادیر اولیه مناسب برای مراکز خوشه‌ها دارای اهمیت ویژه‌ایست. یک روش مقداردهی اولیه، توسط الداود برای مجموعه داده‌های مختلف ۲، ۴ و ۸ بُعدی به کار برده شده است. نتایج، نشان داده که این روش در مقایسه با روش‌های تصادفی به نتایج بهتری منجر می‌شود (Al-Daoud, 2007). این روش به صورت زیر، مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها را به دست می‌آورد:

۱- محاسبه واریانس باندهای تصویر

۲- پیدا کردن باندی که بیشترین واریانس را دارد $(b_{v\,max})$

۳- منظم کردن پیکسل‌ها بر اساس مقادیر درجات خاکستری باند $b_{v\,max}$

۴- تقسیم پیکسل‌های منظم شده به K زیرمجموعه (با تعداد مساوی)

۵- یافتن پیکسل میانه هر یک از زیرمجموعه‌ها

۶- استخراج طیف پیکسل‌های میانه، به عنوان مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها

در این مقاله نیز، از این روش، به‌منظور مقداردهی اولیه مراکز خوشه‌ها، استفاده شده است. با این تفاوت که به‌جای $b_{v\,max}$، از اولین مولفه PCA[1] دادهٔ تصویری، استفاده شده است. اعمال این تغییر در این روش مقداردهی اولیه، باعث می‌شود مراکز اولیهٔ خوشه‌ها با تمایز بیشتری نسبت به هم انتخاب شوند، زیرا به دلیل همبستگی زیاد، میان داده‌های تصویری فراطیفی در فضای طیفی، واریانس $b_{v\,max}$ خیلی بیشتر از واریانس

[1] Principal Component Analysis

سایر باندها (مخصوصا باندهای مجاور) نیست. این درحالیست که محور اولین مولفه PCA در فضای تبدیل شده PCA، در جهتی قرار می‌گیرد که در آن، داده‌ها بیشترین پراکندگی را دارند و به همین دلیل، واریانس اولین مولفه PCA نسبت به سایر مولفه‌ها به طور قابل توجه‌ای بیشتر است.

با توجه به مطالب بیان شدهٔ بالا، مقداردهی اولیه مراکز خوشه، در این مقاله به صورت زیر انجام شده است:

۱- اعمال تبدیل PCA بر روی دادهٔ تصویری فراطیفی

۲- منظم کردن پیکسل‌ها بر اساس مقادیر درجات خاکستری اولین مولفه PCA

۳- تقسیم پیکسل‌های منظم شده به K زیرمجموعه (با تعداد مساوی)

۴- یافتن پیکسل میانه هر یک از زیرمجموعه‌ها

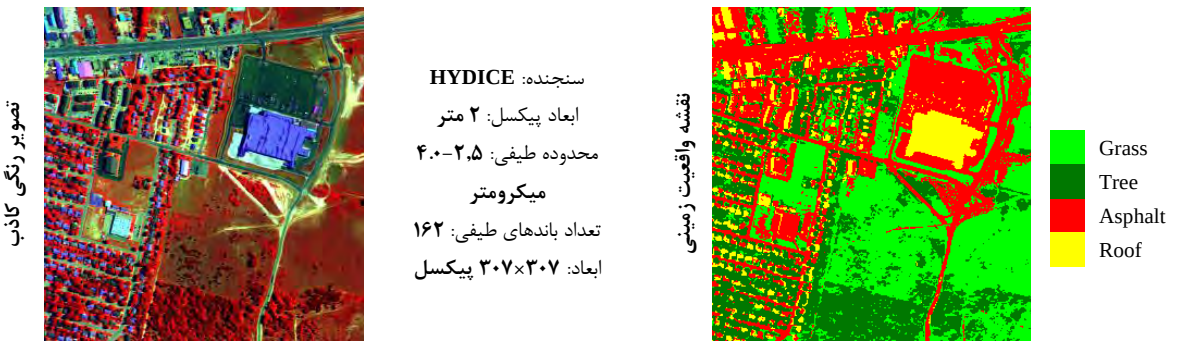
۵- استخراج طیف پیکسل‌های میانه از اصل دادهٔ تصویری فراطیفی، به عنوان مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها

در این مقاله، از سه دسته دادهٔ تصویری فراطیفی، به‌منظور ارزیابی و مقایسه دقت و کارآیی الگوریتم‌های خوشه‌بندی استفاده شده است. باتوجه به‌اینکه، معیار عدم شباهت SID، برای طیف‌های پیکسلی طراحی شده است، الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based، هر دو به طور یکسان، روی اصل داده‌های تصویری فراطیفی که شامل طیف‌های پیکسلی هستند، اجرا شده‌اند.

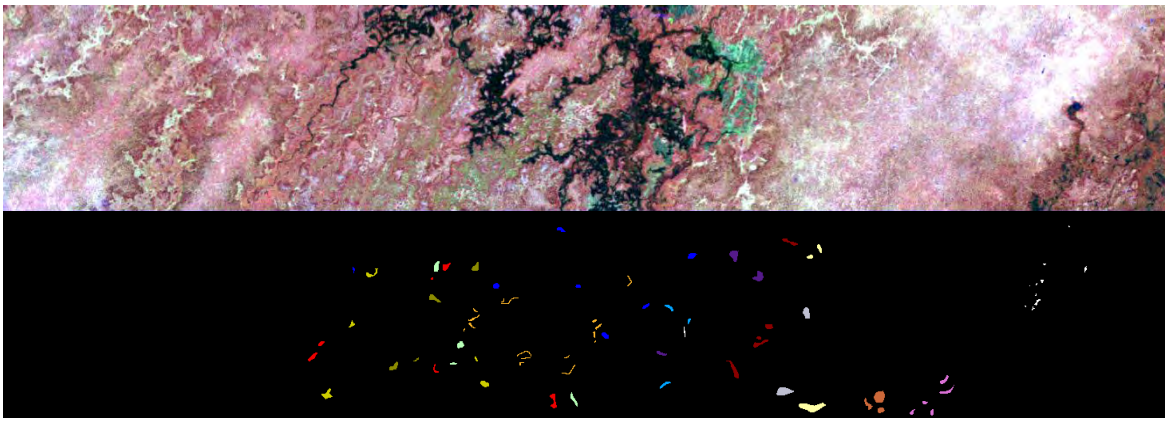
۳-۱- داده‌های مورد استفاده

داده‌های تصویری مورد استفاده در این مقاله، شامل تصاویر فراطیفی Berlin، Urban و Botswana هستند که مشخصات آن‌ها در شکل‌های (۲) تا (۴) نشان داده شده است.

شکل ۲. مشخصات دادهٔ تصویری Berlin



شکل ۳. مشخصات دادهٔ تصویری Urban

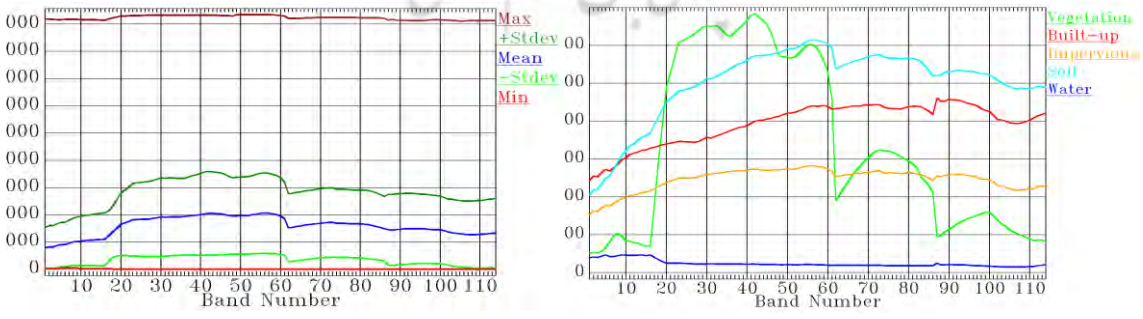


سنجنده: **Hyperion**
ابعاد پیکسل: **۳۰ متر**
محدوده طیفی: **۲,۵-۴.۰ میکرومتر**
تعداد باندهای طیفی: **۱۴۵**
ابعاد: **۲۵۶×۱۴۷۶ پیکسل**

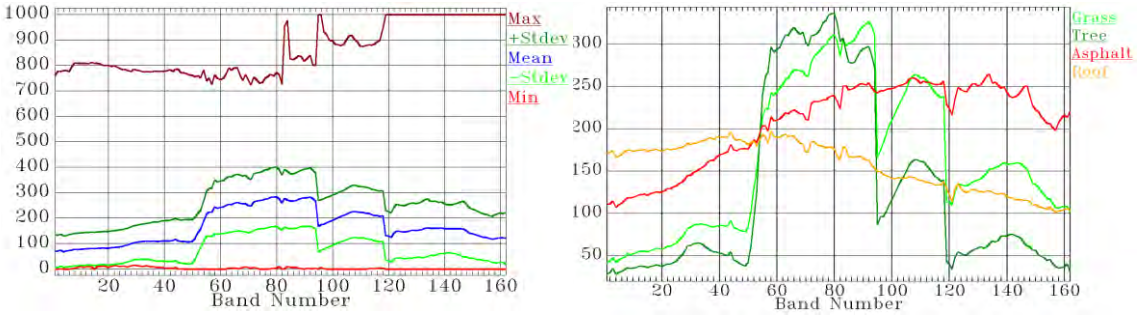
Water
Hippo Grass
Floodplain Grasses 1
Floodplain Grasses 2
Reeds 1
Riparian
Firescar 2
Island Interior
Acacia Woodlands
Acacia Shrublands
Acacia Grasslands
Short Mopane
Mixed opane
Exposed oils

شکل ۴. مشخصات دادهٔ تصویری Botswana

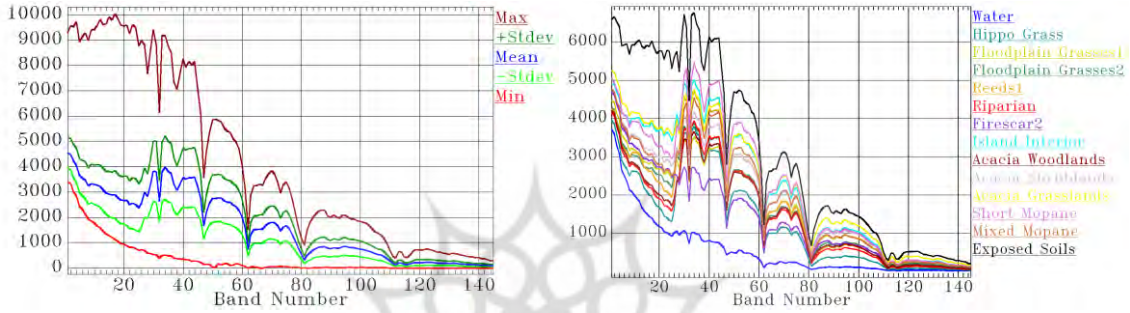
باندهای کالیبره نشده و نویزی که خصوصیات جذبی آب را پوشش می‌دهند، در این سه دسته داده تصویری فراطیفی پیش‌تر حذف شده‌اند. باندهای حذف‌شده، شامل [تصویر Berlin: ۱، ۶۶-۶۲، ۹۶-۹۲ و ۱۲۶]، [تصویر Urban: ۴-۱، ۷۶، ۸۷، ۱۱۱-۱۰۱، ۱۵۳-۱۳۶ و ۱۹۸-۲۱۰] و [تصویر Botswana: ۱-۹، ۸۱-۵۶، ۱۰۱-۹۸، ۱۳۳-۱۲۰، ۱۸۶-۱۶۵ و ۲۲۱-۲۴۲] هستند. به‌منظور معرفی و تشریح بیشتر این داده‌ها، اطلاعات آماری (شامل میانگین، انحراف معیار، مینیمم و ماکزیمم باندهای طیفی) و امضای طیفی میانگین کلاس‌های نقشه واقعیت زمینی آن‌ها در شکل‌های (۵) الی (۷) نشان داده شده است.



شکل ۵. اطلاعات آماری و امضای طیفی میانگین کلاس‌های دادهٔ تصویری Berlin



شکل ۶. اطلاعات آماری و امضای طیفی میانگین کلاس‌های دادهٔ تصویری Urban

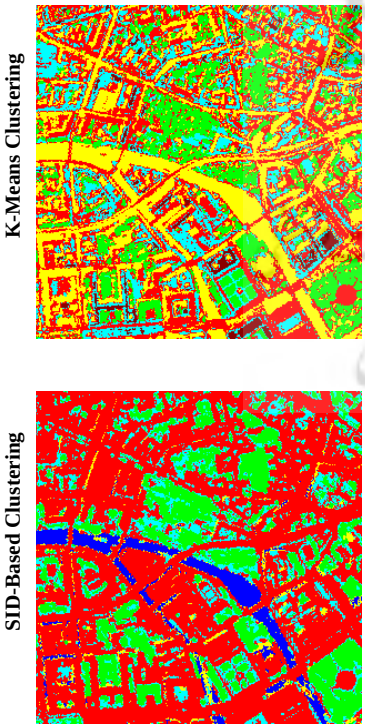


شکل ۷. اطلاعات آماری و امضای طیفی میانگین کلاس‌های دادهٔ تصویری Botswana

۳-۲- ارزیابی نتایج

با اجرای هر یک از الگوریتم‌های K-Means و SID-Based، بر روی تصاویر فراطیفی مورد استفاده، یک تصویر خوشه‌بندی تولید شد که در آن، هر پیکسل به یک خوشه اختصاص داده شده است. جهت ارزیابی کمی دقت این تصاویر خوشه‌بندی، ابتدا با شناسایی خوشه متناظر هر کلاس در نقشه واقعیت زمینی، ماتریس خطا محاسبه شده است، سپس شاخص‌های دقت طبقه‌بندی شامل دقت کلی (OA)، دقت متوسط (AA) و ضریب کاپا (KC) به دست آمده است (Jie et al., 2008; Aydav and Minz, 2014).

با اجرای الگوریتم‌های K-Means و SID-Based، بر روی تصویر Berlin، تصاویر خوشه‌بندی نشان داده شده در شکل (۸) به دست آمده است.



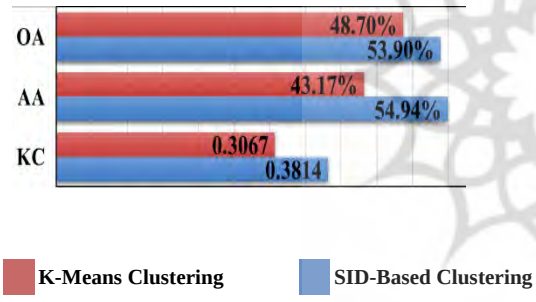
شکل ۸. خوشه‌بندی تصویر Berlin توسط دو الگوریتم K-Means و SID-Based

تصویر خوشه‌بندی به‌دست آمده از الگوریتم K-Means، در شکل (۸) نشان می‌دهد که این الگوریتم، کلاس Vegetation را نسبتا خوب استخراج نموده است، امّا در استخراج کلاس Water ناموفق بوده است. در ادامه، به تشریح دلیل این‌امر و نحوه خوشه‌بندی پیکسل‌های سایر کلاس‌ها پرداخته می‌شود. بررسی انجام شده روی دادهٔ تصویری Berlin نشان می‌دهد، فاصله اقلیدسی بین امضاهای طیفی پیکسل‌های کلاس Built-up زیاد بوده است و به همین دلیل الگوریتم K-Means، پیکسل‌های این کلاس در دو خوشه (نواحی قرمز و قهوه‌ای رنگ) قرار داده است. این امر، باعث شده با توجه به نزدیکی (مبتنی بر فاصله اقلیدسی) امضاهای طیفی کلاس‌ها در شکل (۵)، بخشی از پیکسل‌های کلاس Soil و حدود نیمی از پیکسل‌های کلاس Impervious به خوشه دوم کلاس Built-up (نواحی قرمز رنگ) اختصاص داده شوند و پیکسل‌های کلاس Water نیز با پیکسل‌های باقی‌مانده کلاس Impervious ادغام شده و در یک خوشه (نواحی زرد رنگ) قرار گیرند.

بررسی تصویر خوشه‌بندی حاصل از الگوریتم SID-Based در شکل (۸) نشان می‌دهد که این الگوریتم هر دو کلاس Vegetation و Water را به خوبی استخراج کرده است، امّا بخش عمده‌ای از پیکسل‌های کلاس Impervious و Soil را با پیکسل‌های کلاس Built-up ادغام کرده و در یک خوشه (نواحی قرمز رنگ) قرار داده است. چون این سه کلاس از نظر طیفی به هم شبیه بوده و امضای طیفی آن‌ها به هم نزدیک است (شکل (۵)).

در الگوریتم خوشه‌بندی K-Means، عدم شباهت از طریق فاصله اقلیدسی اندازه‌گیری می‌شود و به شکل امضای طیفی توجهی نمی‌شود. دو امضای طیفی، می‌توانند شکل شبیه به هم داشته باشند، در حالیکه فاصله اقلیدسی بین آن‌ها زیاد است. در مقابل، دو امضای طیفی می توانند شکل متفاوت داشته ولی فاصله اقلیدسی بین آن‌ها چندان زیاد نباشد. این در حالیست که الگوریتم SID-Based، شکل امضای طیفی را مورد توجه قرار می‌دهد، زیرا دیورژانس اطلاعات طیفی، شکل امضای طیفی را مبنای اندازه‌گیری عدم شباهت قرار می‌دهد (Chen et al., 2009).

با مقایسه دیداری نتایج خوشه‌بندی در شکل (۸) و همچنین با توجه به مطالب بیان شدهٔ بالا می‌توان نتیجه گرفت که در مجموع، الگوریتم SID-Based عملکرد بهتری داشته است. شاخص‌های دقت طبقه‌بندی این نتایج که در شکل (۹) نشان داده شده است نیز، صحت این موضوع را تایید می‌کند.

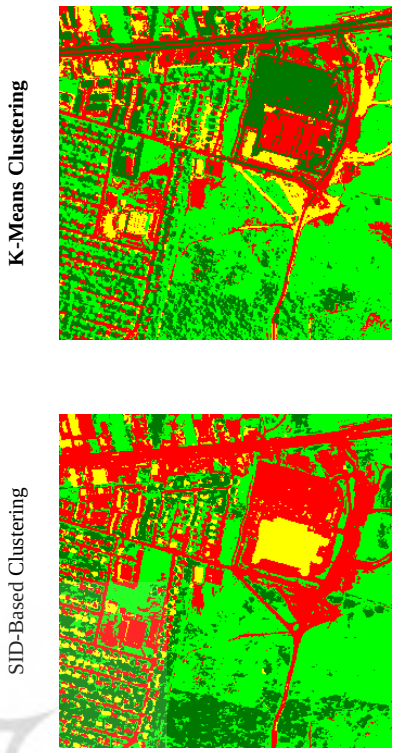


۱

شکل ۹. شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم خوشه‌بندی K-Means و SID-Based برای تصویر Berlin

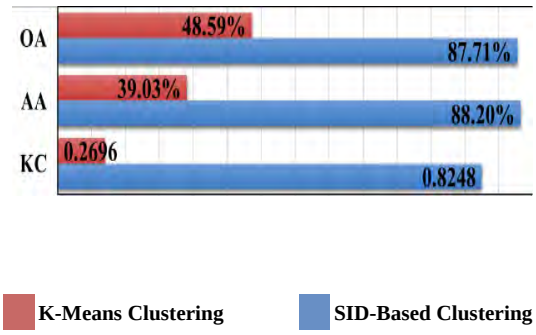
مقایسهٔ شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم K-Means و SID-Based برای تصویر Berlin در شکل (۹) نشان می‌دهد که دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپای الگوریتم SID-Based به ترتیب ۵٫۲٪، ۱۱٫۷۷٪ و ۷٫۴۷٪ بزرگ‌تر از الگوریتم K-Means است.

الگوریتم‌های K-Means و SID-Based بر روی تصویر Urban نیز اجرا شده‌اند و تصاویر خوشه‌بندی نشان داده شده در شکل (۱۰) به دست آمده است.



شکل ۱۰. خوشه‌بندی تصویر Urban توسط دو الگوریتم K-Means و SID-Based

تصاویر خوشه‌بندی در شکل (۱۰)، نشان می‌دهد که الگوریتم SID-Based همه کلاس‌ها را خیلی خوب استخراج کرده است اما الگوریتم K-Means فقط کلاس Grass را نسبتا خوب استخراج کرده و در طبقه‌بندی سایر کلاس‌ها، ناموفق بوده است. باتوجه به مطالبی که در ارزیابی خوشه‌بندی تصویر Berlin بیان شد، می‌توان گفت الگوریتم SID-Based در استخراج همه کلاس‌های دادهٔ تصویری Urban موفق بوده است، زیرا امضای طیفی کلاس‌های موجود در این دادهٔ تصویری دارای شکل‌های متمایزی نسبت به هم هستند (شکل (۶)). الگوریتم K-Means، به نتایج خوبی منجر نشده است، زیرا فاصله اقلیدسی بین امضای طیفی کلاس‌های موجود در دادهٔ تصویری Urban زیاد نیست. به‌منظور ارزیابی کمی این نتایج، شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم K-Means و SID-Based محاسبه شده و در شکل (۱۱) نشان داده شده است.

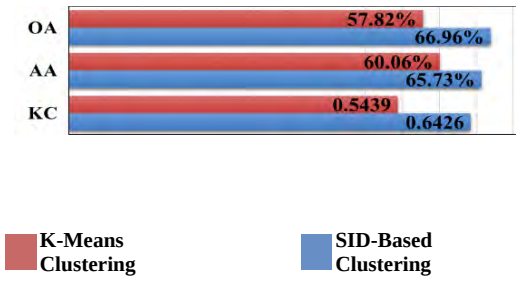


۱

شکل ۱۱. شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم خوشه‌بندی K-Means و SID-Based برای تصویر Urban

مقایسهٔ شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم K-Means و SID-Based در شکل (۱۱) نشان می‌دهد که بکارگیری الگوریتم SID-Based، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۳۹,۱۲٪، ۴۹,۱۷٪ و ۵۵,۵۲٪ برای تصویر Urban افزایش داده است.

تصویر Botswana نیز توسط الگوریتم‌های K-Means و SID-Based خوشه‌بندی شده است. پیکسل‌های پس‌زمینه داده‌های واقعیت زمینی این دادهٔ تصویری، در فرآیند خوشه‌بندی شرکت نکرده‌اند، زیرا اطلاعاتی از آن‌ها جهت ارزیابی دقت طبقه‌بندی در دسترس نبوده است. با توجه به‌اینکه، کلاس‌های موجود در این دادهٔ تصویری زیاد و دارای خصوصیات طیفی شبیه به هم هستند (شکل (۷))، بررسی و مقایسه دیداری نتایج حاصل از خوشه‌بندی این دادهٔ تصویری پیچیده و دشوار بوده است. به همین دلیل، نتایج حاصل از خوشه‌بندی این دادهٔ تصویری فقط به صورت کمی مورد ارزیابی گرفته است. در شکل (۱۲)، شاخص‌های دقت طبقه‌بندی نتایج حاصل از خوشه‌بندی تصویر Botswana، توسط دو الگوریتم K-Means و SID-Based نشان داده شده است.



۱

شکل ۱۲. شاخص‌های دقت طبقه‌بندی دو الگوریتم خوشه‌بندی K-Means و SID-Based برای تصویر Botswana

با مقایسهٔ شاخص‌های دقت طبقه‌بندی به دست آمده در شکل (۱۲) می‌توان گفت به‌کارگیری الگوریتم SID-Based دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۹,۱۴٪، ۵,۶۷٪ و ۹,۸۷٪ برای تصویر Botswana افزایش داده است.

در ارزیابی پایانی، هزینه زمانی الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based مورد بررسی قرار گرفته است. تمامی محاسبات و پردازش‌های این مقاله، توسط یک لپ-تاپ با پردازنده Core i7-6700HQ و رَم ۱۲ گیگابایت در محیط برنامه‌نویسی MATLAB انجام شده است. همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based به صورت تکراری اجرا می‌شوند. در جدول (۱)، هزینه زمانی هر تکرار الگوریتم‌های K-Means و SID-Based نشان داده شده است.

جدول ۱. هزینه زمانی هر تکرار الگوریتم‌های خوشه‌بندی K-Means و SID-Based

Data				Computation Time of each Iteration	
Name	Sample Size	Bands	Clusers	K-Means Clustering	SID-Based Clustering
Berlin	90000	114	5	0.12 s	0.59 s
Urban	94249	162	4	0.17 s	0.73 s
Botswana	3248	145	14	0.01 s	0.98 s

باید توجه داشت که هزینه زمانی در الگوریتم‌های K-Means و SID-Based، به تعداد باندهای تصویر، تعداد پیکسل‌های تصویر و تعداد خوشه‌ها وابسته است. نتایج جدول (۱) نشان می‌دهد، الگوریتم خوشه‌بندی SID-Based، به‌ویژه وقتی‌که تعداد خوشه‌ها زیاد است، زمان محاسباتی بیشتری را صرف می‌کند. این امر به دلیل انجام محاسبات وقت‌گیر در تعیین مقدار SID (رابطه (۱۰) و تابع Wright Omega (رابطه (۱۳) است.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر معیار SID (SID-Based)، به‌منظور خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی پیشنهاد شد. این الگوریتم در فرآیند خوشه‌بندی، به جای فاصله اقلیدسی از معیار آماری SID، جهت اندازه‌گیری عدم شباهت استفاده می‌کند. فاصله اقلیدسی یک معیار قطعی است و امضاهای طیفی پیکسل‌ها و مراکز خوشه‌ها را به صورت نقاطی، در یک فضای n-بعدی در نظر می‌گیرد و فاصله فضایی بین آن‌ها را در آن فضا اندازه‌گیری می‌کند. معیار SID، در دسته معیارهای آماری قرار می‌گیرد و فاصله بین توزیع‌های احتمال دو طیف را اندازه‌گیری می‌کند. از آنجاکه داده‌های فراطیفی، به دلیل عواملی همچون خطا در عملکرد سنجنده، تغییرات توپوگرافی سطح زمین، سایه‌ها و شرایط گوناگون محیطی و جوی، همواره با عدم قطعیت همراهند، عدم شباهت در آن‌ها با یک معیار آماری (غیرقطعی) بهتر برآورد می‌شود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت اندازه‌گیری عدم شباهت، بین امضای طیفی یک پیکسل تصویر فراطیفی و امضای طیفی مرکز هر خوشه در الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادیِ SID-Based، به طور مؤثرتری انجام می‌شود.

آزمون‌های انجام‌شده بر روی سه دادهٔ تصویری فراطیفی واقعی، نشان داد بکارگیری الگوریتم خوشه‌بندی SID-Based، نتایج خوشه‌بندی را به خوبی بهبود می‌بخشد. به طوری‌که با بررسی‌های انجام شده در بخش ارزیابی نتایج، مشخص شد الگوریتم SID-Based در مقایسه با الگوریتم K-Means، ضریب کاپای نتایج حاصل از خوشه‌بندی تصاویر فراطیفی Berlin، Urban و Botswana را به ترتیب حدود ۷٪، ۵۶٪ و ۱۰٪ افزایش می‌دهد. به عنوان تحقیقات آتی، می‌توان کارایی الگوریتم پیشنهادیِ SID-Based را در خوشه‌بندی سایر داده‌های چندبعدی در حوزه سنجش از دور و سیستم اطلاعات مکانی مورد ارزیابی قرار داد.

۵- سپاس‌گزاری

نویسنده بر خود لازم می‌داند از نظرها و پیشنهادهای داوران محترم نشریهٔ علمی - پژوهشی «سنجش از دور و GIS ایران» که موجب بالابردن سطح علمی و رفع کاستی‌های این پژوهش شد، تشکر و قدرانی نماید.

۶- منابع

Adep, R.N., Vijayan, A.P., Shetty, A. & Ramesh, H., 2016, **Performance evaluation of hyperspectral classification algorithms on AVIRIS mineral data**, Perspectives in Science, 8, 722-726.

Al-Daoud, M.B., 2007, **A New Algorithm for Cluster Initialization**, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering, 1(4), 1031-1033.

Aydav, P.S.S. & Minz, S., 2014, **Soft Subspace Fuzzy C-Means with Spatial Information for Clustering of Hyperspectral Images**, Journal of Basic and Applied Engineering Research, 1(7), 38-42.

Brereton, R.G., 1992, **Multivariate Pattern Recognition in Chemometrics**, Illustrated by Case Studies (Data Handling in Science and Technology, Vol. 9), Elsevier Science.

Chang, C.-I., 2000, **An information-theoretic approach to spectral variability, similarity, and discrimination for hyperspectral image analysis**, IEEE Transactions on Information Theory, 46(5), 1927-1932.

Chang, C.-I., 2003, **Hyperspectral Imaging: Techniques for spectral Detection and Classification**, Springer US, New York.

Chen, J., Jia, X., Yang, W. & Matsushita, B., 2009, **Generalization of Subpixel Analysis for Hyperspectral Data with Flexibility in Spectral Similarity Measures**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47(7), 2165-2171.

Corless, R.M. & Jefirey, D.J., 2002, **The Wright omega Function**, Paper presented at the Artificial Intelligence, Automated Reasoning, and Symbolic Computation (Ed. J. Calmet, B. Benhamou, O. Caprotti, L. Henocque and V. Sorge), Berlin.

Du, Y., Chang, C.-I., Ren, H., Chang, C.-C., Jensen, J.O., & D'Amico, F.M., 2004, **New**

Matching, XX ISPRS Congress, Istanbul.

Jain, A.K., 2010, **Data clustering: 50 years beyond K-means**, Pattern Recognition Letters, 31(8), 651-666.

Jain, A.K. & Dubes, R.C., 1988, **Algorithms for clustering data, Prentice Hall**, Englewood Cliffs, New Jersey.

Jensen, J.R., 1996, **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.

Jie, Y., Peihuang, G., Pinxiang, C., Zhongshan, Z. & Wenbin, R., 2008, **Remote Sensing Image Classification Based on Improved Fuzzy c-Means**, Geo-spatial Information Science, 11(2), 90-94.

MacQueen, J.B., 1967, **Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations**, 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley.

Palsson, F., Sigurdsson, J., Sveinsson, J.R. & Ulfarsson, M. O., 2017, **Neural network hyperspectral unmixing with spectral information divergence objective**, Paper presented at the 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Fort Worth.

Shi, W., 2009, **Principles of Modeling Uncertainties in Spatial Data and Spatial Analyses**, CRC Press, Boca Raton.

hyperspectral discrimination measure for spectral characterization, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 43(8), 1777-1786.

Duda, R.O., Hart, P.E. & Stork, D.G., 2001, **Pattern Classification**, Wiley, New York.

Erudel, T., Fabre, S., Houet, T., Mazier, F., & Briottet, X., 2017, **Criteria Comparison for Classifying Peatland Vegetation Types Using In Situ Hyperspectral Measurements**, Remote Sensing, 9(7), 748-806.

Galal, A., Hassan, H. & Imam, I.F., 2012, **A novel approach for measuring hyperspectral similarity**, Applied Soft Computing, 12(10), 3115-3123.

Gholizadeh, H., Gamon, J.A., Zygielbaum, A.I., Wang, R., Schweiger, A.K. & Cavender-Bares, J., 2018, **Remote sensing of biodiversity: Soil correction and data dimension reduction methods improve assessment of α-diversity (species richness) in prairie ecosystems**, Remote Sensing of Environment, 206, 240-253.

Guha, S., Rastogi, R. & Shim, K., 2001, **Cure: an efficient clustering algorithm for large databases**, Information Systems, 26(1), 35-58.

Homayouni, S., & Roux, M., 2004, **Hyperspectral image Analysis for Material Mapping Using Spectral**

Timm, H., Borgelt, C., Döring, C., & Kruse, R., 2004, **An extension to possibilistic fuzzy cluster analysis**, Fuzzy Sets and Systems, 147(1), 3-16.

Tou, J.T. & Gonzalez, R.C., 1974, **Pattern Recognition Principles**, Addison-Wesley, Massachusetts.

Tran, T.N., Wehrens, R. & Buydens, L.M.C., 2003, **SpaRef: a clustering algorithm for multispectral images**, Analytica Chimica Acta, 490(1), 303-312.

Tsai, C.-F., Wu, H.-C. & Tsai, C.-W., 2002, **A new data clustering approach for data mining in large databases**, International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks, Makati.

van der Meer, F., 2006, **The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 8(1), 3-17.

سنجش از دور
و
GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران سال دهم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۷
Vol.10, No.3, Autumn 2018 Iranian Remote Sensing & GIS

17-32

Improvement of Clustering for Hyperspectral Images using Spectral Information Divergence

Ezzatabadi Pour H.[1*]

Instructor, Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran

Abstract

K-Means is one of the most frequently used unsupervised classification approaches for remotely sensed image analysis. In standard K-Means version, the Euclidean distance (ED) has used to estimate the dissimilarity between an unknown vector data and the cluster center. Since, this measure is very sensitive to topographic and environmental effects on spectral observations, we have proposed to replace it with a new one for goal of hyperspectral image clustering. The Spectral Information Divergence (SID) is a stochastic measure that is a more reliable dissimilarity measure when compared to ED as a deterministic measure. Where the ED measure the spectral distance between vector data and the clusters, SID models the probability distributions for vector data and clusters by normalizing their spectral signatures and measures the distances between them. This idea has applied to develop an enhanced clustering framework. The experimental results on three real hyperspectral images collected by HyMap, HYDICE and Hyperion sensors show that the proposed method improves classification results. In the manner that the Kappa coefficient of the classification results of three hyperspectral imagery datasets increased by about 7%, 56% and 10%, respectively.

Keywords: Clustering, Dissimilarity Measure, Spectral Information Divergence, Hyperspectral Images

Correspondence Address: Sirjan University of Technology, Sirjan 78137 ,Postal code: 7813733385, Phone:024- 42242116 , Mobile: 09133792941
Email: hezzatabadi@sirjantech.ac.ir