نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هفتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۸

Vol.7, No.3, Autumn 2019

۱۰۳-۱۱۴

مقاله پژوهشی

بهبود طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی با بکارگیری یک روش نوین برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع

حمید عزت‌آبادی‌پور [۱*]، عبدالرضا کاظمی‌نیا [۲]

۱- مربی دانشکده مهندسی عمران – دانشگاه صنعتی سیرجان

۲- مربی دانشکده مهندسی عمران – دانشگاه صنعتی سیرجان

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۲۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۷/۰۸

چکیده

تصاویر ابرطیفی دارای توان تفکیک طیفی بسیار بالا بوده و حاوی تعداد زیادی باند طیفی باریک و پیوسته هستند که همین ویژگی، امکان تشخیص و شناسایی مواد و عناصر را براساس مقایسهٔ بازتاب طیفی هریک از آنها در طول‌موج‌های گوناگون فراهم می‌سازد. از این‌رو بکارگیری تصاویر ابرطیفی در طبقه‌بندی و تولید نقشه پوشش زمین می‌تواند بسیار کارآمد واقع شود. در روش‌های طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی که از یک معیار عدم شباهت برای طبقه‌بندی استفاده می‌کنند، طیف‌های بازتابندگی مرجع هر کلاس، معمولا از طریق میانگین‌گیری از طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های داده‌های آموزشی برآورد می‌شوند. روش میانگین‌گیری، طیف بازتابندگی مرجع را از طریق کمینه‌سازی مجموع مربع فواصل اقلیدسی بین طیف بازتابندگی مرجع و طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های داده‌های آموزشی محاسبه می‌کند. به عبارت دیگر می‌توان گفت روش میانگین‌گیری، برمبنای معیار عدم شباهت مربع فاصله اقلیدسی، طیف بازتابندگی مرجع را برآورد می‌کند. این نوع روش برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع، برای همه روش‌های طبقه‌بندی با معیارهای عدم شباهت مختلف مناسب به نظر نمی‌رسد و بهتر است فقط در الگوریتم حداقل فاصله که در آن از معیار عدم شباهت مربع فاصله اقلیدسی جهت طبقه‌بندی استفاده می‌شود، به کار گرفته شود. در پژوهش حاضر روشی پیشنهاد شده است که در آن با در نظر گرفتن معیار عدم شباهت به کار رفته در الگوریتم طبقه‌بندی، طیف بازتابندگی مرجع برآورد می‌شود. برای ارائه و پیاده‌سازی روش پیشنهادی از دو الگوریتم طبقه‌بندی نگاشت‌کننده زاویه طیفی (*SAM*) و فاصله جفریز-ماتوسیتا (*JMD*) استفاده شده است. ارزیابی دقت و کارایی روش پیشنهادی از طریق بررسی و مقایسه نتایج طبقه‌بندی الگوریتم‌های *SAM* و *JMD* در ازای دو روش میانگین‌گیری و پیشنهادی انجام شده است. آزمون‌های انجام‌شده بر روی داده‌های تصویری ابرطیفی واقعی حاصل از چهار سنجنده *AVIRIS*، *HYDICE*، *Hyperion* و *HyMap* نشان می‌دهد که بکارگیری روش پیشنهادی، نتایج طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد. به طوری که ضریب کاپای نتایج طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی مورد استفاده در الگوریتم *SAM* به ترتیب ۱۳٫۱۸٪، ۱٫۰۶٪، ۰٫۷۵٪ و ۲٫۱۸٪ و در الگوریتم *JMD* به ترتیب ۱۰٫۷۹٪، ۲٫۱۷٪، ۰٫۳۴٪ و ۲٫۴٪ افزایش یافته است.

کلیدواژه‌ها: طبقه‌بندی، تصاویر ابرطیفی، معیار عدم شباهت، برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع.

*نویسنده مکاتبه کننده: استان کرمان – سیرجان - ابتدای جاده بافت - دانشگاه صنعتی سیرجان – دانشکده عمران - کد پستی: ۷۸۱۳۷۳۳۳۸۵

تلفن: ۰۹۱۳۳۷۹۲۹۴۱

Email: hezzatabadi@sirjantech.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

۱- مقدمه

یکی از انواع داده‌های سنجش از دور که از توان تفکیک طیفی بسیار بالایی برخوردار می‌باشد، تصاویر ابرطیفی هستند. در سنجش از دور ابرطیفی یا تصویربرداری طیف‌سنجی، تاکید بیشتر روی توان تفکیک طیفی است. اگرچه ممکن است عوامل دیگر نیز در مقایسه با سنجنده‌های چندطیفی بهتر باشد [۱]. تصاویر ابرطیفی، اطلاعات نسبتاً زیادی جهت شناسایی و تشخیص مواد فراهم می‌آورند. از این‌رو این داده‌های تصویری در مقایسه با دیگر داده‌های سنجش از دور مثل تصاویر چندطیفی، دارای توانمندی طبیعی بهتری برای استخراج اطلاعات دقیق و جزئی پیرامون ماهیت فیزیکی پدیده‌های زمینی هستند [۲].

یکی از روش‌های اصلی استخراج اطلاعات از تصاویر سنجش از دوری، طبقه‌بندی است. با توجه به این که سنجنده‌های ابرطیفی، تصاویر را در صدها باند طیفی باریک و پیوسته ثبت می‌کنند، برای پیکسل‌های مربوط به مواد مختلف روی سطح زمین، مقادیر مختلف و متنوعی از درجات خاکستری تولید می‌شود. از این رو یکی از موفقیت‌آمیزترین کاربردهای تصاویر ابرطیفی، طبقه‌بندی و تولید نقشه پوشش زمین است [۳].

در روش‌های طبقه‌بندی که از یک معیار عدم شباهت[1] جهت طبقه‌بندی استفاده می‌کنند، معمولا لازم است در ابتدا برای هر کلاس، یک طیف بازتابندگی مرجع استخراج شود. این طیف‌های بازتابندگی مرجع از سه طریق قابل استخراج هستند [۴]: ۱- کتابخانه طیفی ۲- طیف‌سنجی میدانی ۳- تصویر مورد استفاده. روش‌های اول و دوم نیازمند هزینه و زمان می‌باشند؛ بنابراین بیشتر از روش سوم استفاده می‌شود. در روش سوم با میانگین‌گیری از طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های هر کلاس در داده‌های آموزشی، طیف‌های بازتابندگی مرجع هر کلاس محاسبه می‌شود[۵، ۶، ۷، ۸، ۹ و ۱۰].

روش میانگین‌گیری، طیف بازتابندگی مرجع را از طریق کمینه‌سازی مجموع مربع فواصل اقلیدسی[2] بین طیف بازتابندگی مرجع و طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های داده‌های آموزشی محاسبه می‌کند. به‌عبارت‌دیگر در روش میانگین‌گیری، طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس به گونه‌ای برآورد می‌شود که مجموع مربع فواصل اقلیدسی آن از طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های آموزشی کمینه شود.

هر الگوریتم طبقه‌بندی از یک معیار عدم شباهت مشخص جهت اندازه‌گیری عدم شباهت استفاده می‌کند. از آنجا که در طبقه‌بندی، مبنای تعلق داشتن یک پیکسل تصویری به یک کلاس این است که عدم شباهتش با طیف بازتابندگی مرجع آن کلاس کمینه باشد، بهتر است طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس نیز به گونه‌ای برآورد شود که عدم شباهتش با طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های آموزشی کمینه باشد. البته بدیهی است که معیارهای عدم شباهت مورد استفاده در این دو فرآیند باید یکسان باشند.

با توجه به این که روش میانگین‌گیری بر مبنای معیار عدم شباهت مربع فاصله اقلیدسی، طیف بازتابندگی مرجع را برآورد می‌کند؛ برای همه روش‌های طبقه‌بندی با معیارهای عدم شباهت مختلف مناسب به نظر نمی‌رسد و بهتر است فقط در الگوریتم حداقل فاصله[3] که در آن از معیار عدم شباهت مربع فاصله اقلیدسی جهت طبقه‌بندی استفاده می‌شود، به کار گرفته شود.

ایده اصلی در این پژوهش، ارائه یک روش جدید به جای میانگین‌گیری، جهت برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع در فرآیند طبقه‌بندی است. برای بررسی و تحلیل این ایده از دو الگوریتم طبقه‌بندی با معیارهای عدم

[1] *Dissimilarity*

[2] *Squared Euclidean Distances*

[3] *Minimum Distanse*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

شباهتِ نگاشت‌کننده زاویه طیفی[1] (*SAM*) و فاصله جفریز-ماتوسیتا[2] (*JMD*) استفاده شده است.

SAM یک معیار عدم شباهت قطعی[3] است که برای اولین بار در سال ۱۹۹۳ توسط کروس و همکاران مطرح شد [۴]. در آنالیز تصاویر چندطیفی و ابرطیفی در بسیاری از موارد، از *SAM* برای اندازه‌گیری عدم شباهت استفاده شده‌است [۱۱]. *JMD* در دسته معیارهای عدم شباهت غیرقطعی[4] قرار دارد و به‌عنوان یکی از معیارهای جداسازی طیفی در حوزه سنجش از دور محسوب می‌شود [۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۵ و ۱۶].

این مقاله شامل پنج بخش است. در بخش نخست، به مقدمه ای کوتاه دربارهٔ انگیزه، هدف و بیان مسئلهٔ تحقیق و روش کار پرداخته شده است. در بخش دوم، مبانی نظری معیارهای عدم شباهت مورد استفاده بیان می‌شود. در بخش سوم، روش پیشنهادی جهت برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع ارائه می‌شود. بخش چهارم، در برگیرنده‌ی پیاده سازی روش پیشنهادی و ارزیابی نتایج خواهد بود. در آخر و در بخش پنجم، نتیجه‌گیری‌ها ارائه می‌شود.

۲- معیارهای عدم شباهت

معیارهای عدم شباهت با توجه به راهبرد اندازه‌گیری عدم شباهت بین دو طیف بازتابندگی، به دو دسته قطعی و غیرقطعی تقسیم می‌شوند [۱، ۱۳ و ۱۷]. معیارهای عدم شباهت قطعی طیف بازتابندگی را به صورت یک بردار طیفی n-بعدی (n: تعداد باندهای طیفی) در نظر گرفته و عدم شباهت بین دو بردار طیفی را در فضای n-بعدی اندازه‌گیری می‌کنند [۱۷]. در مقابل، معیارهای عدم شباهت غیرقطعی بردار طیفی را به صورت یک متغیر تصادفی در نظر گرفته (که توزیع احتمال آن از طریق نرمال‌کردن طیف بازتابندگی به دست می‌آید) و اختلاف بین توزیع‌های احتمال دو بردار طیفی را اندازه‌گیری می‌کنند [۱۳].

در این پژوهش از دو الگوریتم با معیارهای عدم شباهت *SAM* (قطعی) و *JMD* (غیرقطعی) جهت طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی استفاده شده است.

۲-۱- نگاشت‌کننده زاویه طیفی (*SAM*)

این معیار عدم شباهت از یک زاویه n-بعدی برای اندازه‌گیری عدم شباهت بین بردار طیفی هر پیکسل و بردار طیفی مرجع یک کلاس استفاده می‌کند. مطابق رابطه (۱)، این زاویه با استفاده از ضرب داخلی محاسبه می‌شود.

$$SAM\left(\vec{r},\vec{x}\right)=\cos^{-1}\left(\frac{\vec{r}\,.\vec{x}}{\|\vec{r}\|\|\vec{x}\|}\right) \qquad \text{رابطه (۱)}$$

در رابطه (۱)، $\vec{r}$ بردار طیفی مرجع و $\vec{x}$ بردار طیفی پیکسلی بوده و $\vec{r}\,.\vec{x}=\sum_{l=1}^{n} r_l x_l$، $\|\vec{r}\|=\sqrt{\sum_{l=1}^{n} r_l^{\,2}}$ و $\|\vec{x}\|=\sqrt{\sum_{l=1}^{n} x_l^{\,2}}$ می‌باشد.

۲-۲- فاصله جفریز-ماتوسیتا (*JMD*)

این معیار عدم شباهت، با محاسبه فاصله بین توزیع‌های احتمال، عدم شباهت بین طیف بازتابندگی هر پیکسل و طیف بازتابندگی مرجع یک کلاس را اندازه‌گیری می‌کند. این فاصله از طریق رابطه (۲) محاسبه می‌شود [۱۳، ۱۴ و ۱۵].

$$JMD\left(\vec{r},\vec{x}\right)=\sqrt{\sum_{k=1}^{n}\left(\sqrt{p_k}-\sqrt{q_k}\right)^2} \qquad \text{رابطه (۲)}$$

در رابطه (۲)، p_k و q_k مولفه‌های بردارهای احتمال $p=\left(p_1,p_2,\ldots,p_n\right)^T$ و $q=\left(q_1,q_2,\ldots,q_n\right)^T$ هستند که به‌صورت $p_k=r_k/\sum_{l=1}^{n} r_l$ و $q_k=x_k/\sum_{l=1}^{n} x_l$ محاسبه می‌شوند [۱۱ و ۱۳]. p توزیع احتمال بردار طیفی مرجع $\vec{r}$ و q توزیع احتمال بردار طیفی پیکسلی $\vec{x}$ می‌باشد [۱۱].

---

[1] *Spectral Angle Mapper*
[2] *Jeffries-Matusita*
[3] *Deterministic*
[4] *Stochastic*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

۳- روش پیشنهادی جهت برآورد طیف بازتابندگی مرجع

در روش استخراج طیف بازتابندگی مرجع یک کلاس از تصویر مورد استفاده از طریق میانگین‌گیری، طیف بازتابندگی مرجعی برآورد می‌شود که مجموع مربع فواصل اقلیدسی آن از طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های آموزشی کمینه است (رابطه (۳)).

$$\sum_{j=1}^{m_i}\left\|\vec{r}^{\,i}-\vec{x}^{\,j}\right\|^2 \rightarrow min \qquad \text{رابطه (۳)}$$

در رابطه (۳)، $\vec{r}^{\,i}$ بردار طیفی مرجع iامین کلاس، $\vec{x}^{\,j}$ بردار طیفی jامین پیکسل متعلق به iامین کلاس و m_i تعداد پیکسل‌های متعلق به iامین کلاس هستند. کمینه‌سازی رابطه (۳) از طریق مساوی با صفر قرار دادن مشتقات جزیی نسبت به پارامتر $\vec{r}^{\,i}$ به صورت زیر انجام می‌شود و رابطه (۴) به دست می‌آید.

$$\frac{\partial\sum_{j=1}^{m_i}\left\|\vec{r}^{\,i}-\vec{x}^{\,j}\right\|^2}{\partial\vec{r}^{\,i}}=0 \Rightarrow \sum_{j=1}^{m_i}2\left(\vec{r}^{\,i}-\vec{x}^{\,j}\right)=0 \Rightarrow \sum_{j=1}^{m_i}\left(\vec{r}^{\,i}-\vec{x}^{\,j}\right)=0 \Rightarrow m_i\vec{r}^{\,i}-\sum_{j=1}^{m_i}\vec{x}^{\,j}=0 \qquad \text{رابطه (۴)}$$

$$\Rightarrow \vec{r}^{\,i}=\frac{\sum_{j=1}^{m_i}\vec{x}^{\,j}}{m_i}$$

رابطه (۴)، فرمول میانگین بردارهای طیفی پیکسل‌های هر کلاس در داده‌های آموزشی می‌باشد که بردار طیفی مرجع هر کلاس را به دست می‌دهد. اثبات رابطه (۴) در بالا نشان می‌دهد روش میانگین‌گیری، مجموع مربع فواصل اقلیدسی بین طیف بازتابندگی مرجع و طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های داده‌های آموزشی را کمینه می‌کند.

مطالب بالا نشان داد که روش میانگین‌گیری بر مبنای معیار عدم شباهت مربع فاصله اقلیدسی، طیف بازتابندگی مرجع را برآورد می‌کند. به همین دلیل بکارگیری آن در همه روش‌های طبقه‌بندی با معیارهای عدم شباهت مختلف، منطقی به نظر نمی‌رسد. در این پژوهش روشی پیشنهاد شده است که در آن با در نظر گرفتن معیار عدم شباهت به کار رفته در الگوریتم طبقه‌بندی، طیف بازتابندگی مرجع برآورد می‌شود. بر این اساس، در الگوریتم طبقه‌بندی SAM طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس باید به گونه‌ای برآورد شود که مجموع زوایای آن با طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های آموزشی کمینه شود (رابطه (۵)).

$$\sum_{j=1}^{m_i}SAM\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)\rightarrow min \qquad \text{رابطه (۵)}$$

مطابق رابطه (۶)، در الگوریتم طبقه‌بندی JMD نیز طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس باید به گونه‌ای برآورد شود که مجموع فواصل جفریز-ماتوسیتا آن از طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های آموزشی کمینه شود.

$$\sum_{j=1}^{m_i}JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)\rightarrow min \qquad \text{رابطه (۶)}$$

کمینه‌سازی رابطه (۵) از طریق مساوی با صفر قرار دادن مشتقات جزیی نسبت به پارامتر $\vec{r}^{\,i}$ به صورت زیر انجام می‌شود و رابطه (۷) به دست می‌آید.

$$\frac{\partial\sum_{j=1}^{m_i}SAM\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}{\partial\vec{r}^{\,i}}=0 \qquad \text{رابطه (۷)}$$

$$\Rightarrow \sum_{j=1}^{m_i}\frac{\vec{x}^{\,j}-\frac{\vec{r}^{\,i}}{\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|^2}\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)}{\sqrt{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2-\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)^2}}=0$$

$$\Rightarrow \sum_{j=1}^{m_i}-\frac{\frac{\vec{x}^{\,j}\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)-\frac{\vec{r}^{\,i}}{\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|}\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)}{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2}}{\sqrt{1-\left(\frac{\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}}{\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|}\right)^2}}=0$$

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

$$\Rightarrow \quad \frac{\vec{r}^{\,i}}{\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|^2}\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)}{\sqrt{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2-\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)^2}}=\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\vec{x}^{\,j}}{\sqrt{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2-\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)^2}}$$

$$\Rightarrow \quad \vec{r}^{\,i}=\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|^2\frac{\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\vec{x}^{\,j}}{\sqrt{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2-\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)^2}}}{\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)}{\sqrt{\left(\left\|\vec{r}^{\,i}\right\|\left\|\vec{x}^{\,j}\right\|\right)^2-\left(\vec{r}^{\,i}.\vec{x}^{\,j}\right)^2}}}$$

و کمینه‌سازی رابطه (۶) از طریق مساوی با صفر قرار دادن مشتقات جزیی نسبت به پارامتر $\vec{p}^{\,i}$ به صورت زیر انجام می‌شود و رابطه (۸) به دست می‌آید.

$$\frac{\partial\sum_{j=1}^{m_i}JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}{\partial\vec{p}^{\,i}}=0 \quad \Rightarrow \sum_{j=1}^{m_i}\frac{1}{2JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}\left(2\left(\sqrt{\vec{p}^{\,i}}-\sqrt{\vec{q}^{\,j}}\right)\frac{1}{2\sqrt{\vec{p}^{\,i}}}\right)=0 \qquad \text{رابطه (۸)}$$

$$\Rightarrow \quad \sum_{j=1}^{m_i}\frac{1}{JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}\left(1-\frac{\sqrt{\vec{q}^{\,j}}}{\sqrt{\vec{p}^{\,i}}}\right)=0 \quad \Rightarrow \quad \sum_{j=1}^{m_i}\frac{1}{JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}=\frac{1}{\sqrt{\vec{p}^{\,i}}}\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\sqrt{\vec{q}^{\,j}}}{JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}$$

$$\Rightarrow \quad \vec{p}^{\,i}=\left(\frac{\sum_{j=1}^{m_i}\frac{\sqrt{\vec{q}^{\,j}}}{JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}}{\sum_{j=1}^{m_i}\frac{1}{JMD\left(\vec{r}^{\,i},\vec{x}^{\,j}\right)}}\right)^2$$

رابطه (۷) بردار طیفی مرجع هر کلاس را در الگوریتم طبقه‌بندی *SAM* و رابطه (۸) توزیع احتمال بردار طیفی مرجع هر کلاس را در الگوریتم طبقه‌بندی *JMD* به دست می‌دهد. در روابط (۷) و (۸)، $\vec{r}^{\,i}$ و $\vec{p}^{\,i}$ تابعی از خودشان بوده و به طور مستقیم قابل محاسبه نیستند. از این‌رو باید با روش درون تکرار[1] محاسبه شوند. روش درون تکرار نیازمند تعیین مقادیر اولیه بوده که در این مقاله از روش میانگین‌گیری جهت مقداردهی اولیه استفاده شده است. جهت پایان‌دهی تکرار در این روش، در پایان هر تکرار میزان عدم شباهت بین برآوردهای به دست آمده در دو تکرار متوالی کنترل می‌شود. در صورتی که مقدار آن بسیار کوچک و نزدیک به صفر باشد، تکرار خاتمه می‌یابد.

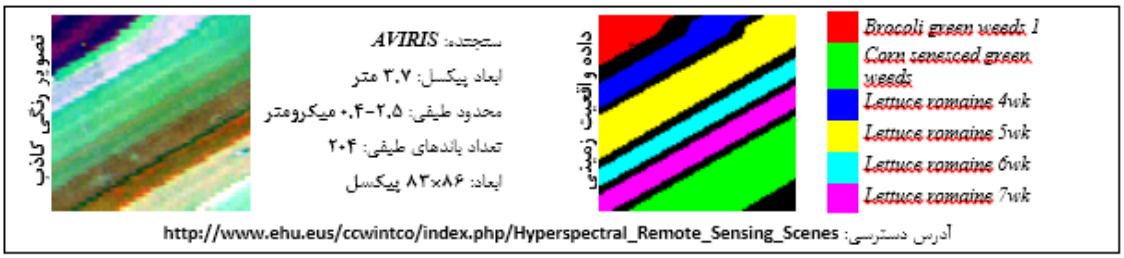
۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این پژوهش، از چهار تصویر ابرطیفی *Salinas-A*، *Washington DC Mall*، *Botswana* و *Berlin* که از جمله مجموعه داده‌های بنچمارک در حوزه سنجش از دور ابرطیفی بوده که جهت ارزیابی دقت و کارایی روش پیشنهادی استفاده شده است. در شکل‌های (۱) تا (۴)، مشخصات این داده‌های تصویری نشان داده شده است. حدود ۱۰ درصد از نمونه‌های داده واقعیت زمینی هر تصویر، به صورت تصادفی انتخاب شده و به عنوان داده آموزشی برای برآورد و محاسبه طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس استفاده شده است. مابقی نمونه‌های داده واقعیت زمینی (یعنی حدود ۹۰ درصد) به عنوان داده آزمایشی، برای تعیین و محاسبه دقت نتایج، مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

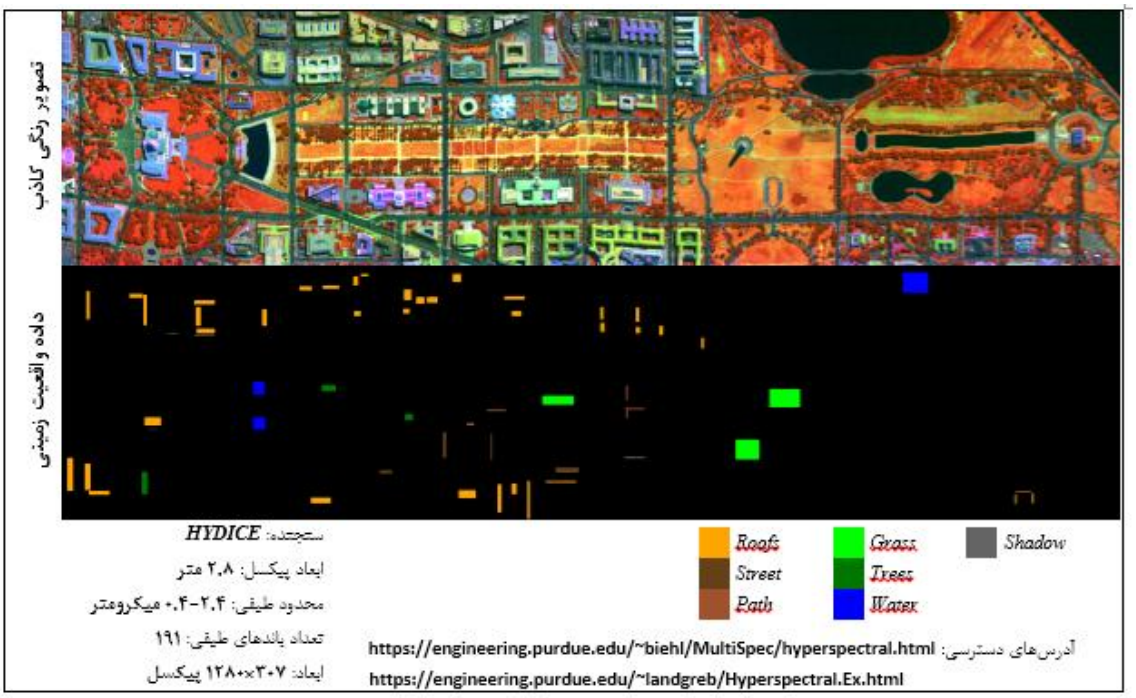
[1] *Iteration*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

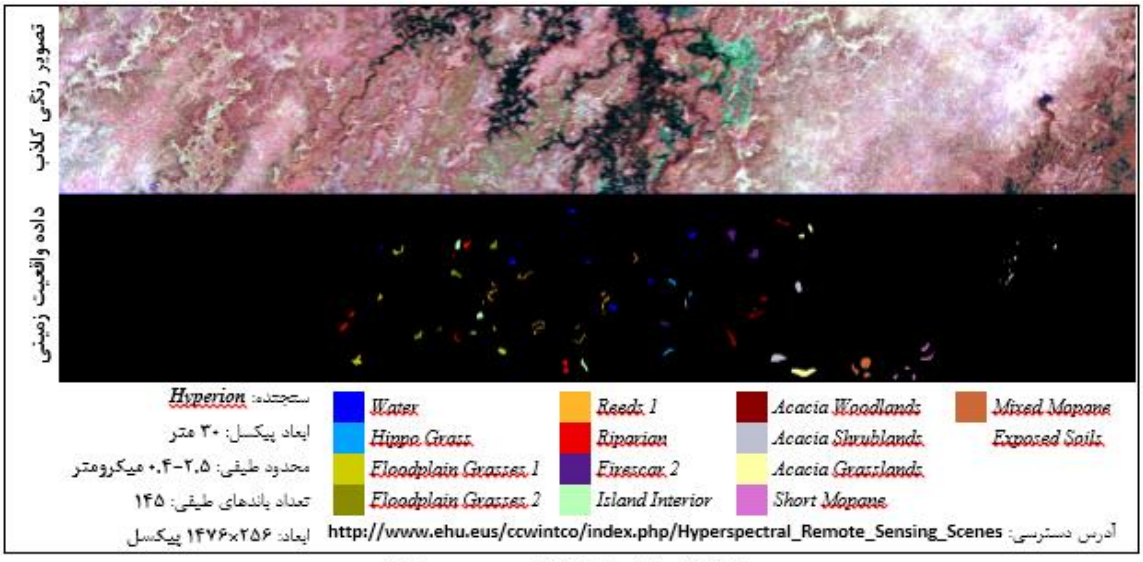
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]



شکل ۱: مشخصات دادهٔ تصویری *Salinas-A*



شکل ۲: مشخصات دادهٔ تصویری *Washington DC Mall*



شکل ۳: مشخصات دادهٔ تصویری *Botswana*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]



شکل ۴: مشخصات دادهٔ تصویری *Berlin*

به‌منظور بررسی اثربخشی روش پیشنهادی در نتایج طبقه‌بندی، الگوریتم‌های *SAM* و *JMD* در ازای دو روش میانگین‌گیری و پیشنهادی پیاده‌سازی شده‌اند و نتایج آن‌ها با هم مقایسه شده است. ارزیابی و مقایسه کمّی نتایج طبقه‌بندی از طریق شاخص‌های دقت طبقه‌بندی شامل دقت تولیدکننده (*PA*)، دقت کاربر (*UA*)، دقت کلی (*OA*)، دقت متوسط (*AA*) و ضریب کاپا (*KC*) انجام شده است. لازم به ذکر است که این شاخص‌های دقت طبقه‌بندی، با استفاده از داده‌های آزمایشی استخراج شده‌اند.

با اعمال الگوریتم‌های *SAM* و *JMD* بر روی تصویر *Salinas-A* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع (میانگین‌گیری و پیشنهادی) نتایج نشان داده شده در شکل (۵)، به دست آمده است.

همان‌طور که در نتایج بالا مشاهده می‌شود، الگوریتم‌های *SAM* و *JMD* در ازای هر دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع، کلاس‌های *Brocoli green weeds 1* (قرمز رنگ) و *Lettuce romaine 6wk* (فیروزه‌ای رنگ) را خیلی خوب طبقه‌بندی کرده‌اند. مقایسه تصاویر طبقه‌بندی در شکل(۵) نشان می‌دهد که به‌کارگیری روش پیشنهادی (به ویژه در الگوریتم *SAM*) باعث شده است که استخراج کلاس *Corn senesced green weeds* (سبز رنگ) به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود یابد. همچنین به‌کارگیری روش پیشنهادی در الگوریتم *SAM* سبب شده است که کلاس *Lettuce romaine 5wk* (زرد رنگ) بهتر طبقه‌بندی شود.

جهت ارزیابی دقیق‌تر کارایی روش پیشنهادی در طبقه‌بندی تصویر *Salinas-A*، به بررسی شاخص‌های دقت طبقه‌بندی پرداخته شده است (جدول (۱) و شکل(۶)).

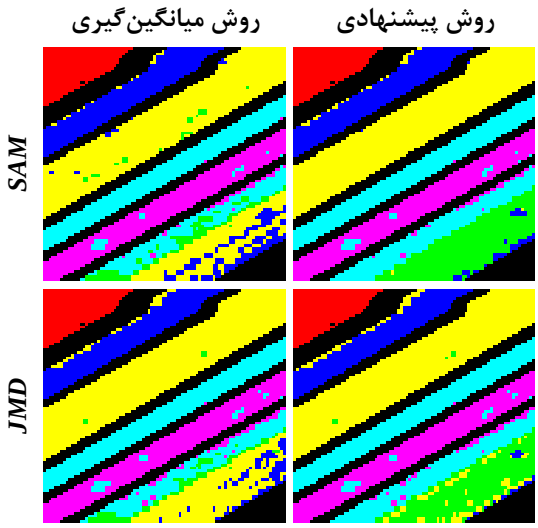
دقت‌های به دست آمده برای تصویر *Salinas-A* در جدول (۱) نشان می‌دهد که در اغلب موارد، دقت تولیدکننده و دقت کاربر در روش پیشنهادی بهتر از روش میانگین‌گیری است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش میانگین‌گیری، فقط در مورد دقت تولیدکننده کلاس ۳ و دقت کاربر کلاس ۵، برتر است. دقت‌های تولیدکننده و کاربر کلاس ۱ در هر دو روش یکسان و برابر با ۱۰۰ است. در الگوریتم *SAM*، دقت تولیدکننده کلاس‌های ۵ و ۶ و دقت کاربر کلاس ۶ در هر دو روش تقریبا یکسان است. در الگوریتم *JMD*، دقت تولیدکننده کلاس‌های ۴، ۵ و ۶ در هر دو روش با هم برابر است. در دیگر موارد، عملکرد روش پیشنهادی، بهتر بوده است.

به‌منظور ارزیابی کلی دقت طبقه‌بندی تصویر *Salinas-A*، در شکل (۶) دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپای نتایج به صورت گرافیکی ارائه شده است.

مقایسهٔ نتایج شکل (۶) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در الگوریتم *SAM* سبب شده است دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا به ترتیب ۱۰،۶۸٪،

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

۶٫۷۸٪ و ۱۳٫۱۸٪ افزایش یابد و در الگوریتم *JMD* نیز به ترتیب ۸٫۶۷٪، ۵٫۶۱٪ و ۱۰٫۷۹٪ افزایش یابد. باعث شده است دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا



شکل ۵: طبقه‌بندی تصویر *Salinas-A* توسط دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش میانگین‌گیری و پیشنهادی

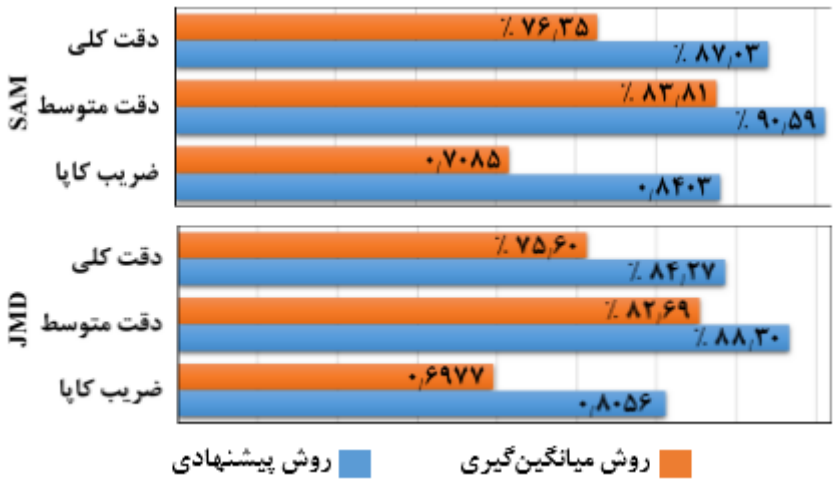
جدول ۱: دقت‌های تولیدکننده و کاربر دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع برای تصویر *Salinas-A*

			SAM		*JMD*	
	کلاس	دقت (٪)	(الف)	(ب)	(الف)	(ب)
۱	*Brocoli green weeds 1*	تولیدکننده	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
		کاربر	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
۲	*Corn senesced green weeds*	تولیدکننده	۱۳٫۴	۵۳٫۸۵	۱۰٫۶۷	۴۵٫۹۹
		کاربر	۸۳٫۹۴	۱۰۰	۹۴٫۱۶	۹۸٫۴۱
۳	*Lettuce romaine 4wk*	تولیدکننده	۹۷٫۱۱	۹۴٫۹۵	۹۱٫۵۲	۸۹٫۸۹
		کاربر	۷۱٫۰۷	۸۹٫۹۱	۸۱٫۵۱	۹۴٫۶۸
۴	*Lettuce romaine 5wk*	تولیدکننده	۹۶٫۸۷	۹۹٫۹۳	۹۹٫۴۲	۹۹٫۳۴
		کاربر	۷۳٫۸۷	۹۷٫۷۹	۶۹٫۷۳	۸۸٫۲۲
۵	*Lettuce romaine 6wk*	تولیدکننده	۹۹٫۶۷	۹۹٫۸۴	۹۹٫۸۴	۹۹٫۸۴
		کاربر	۶۱٫۸	۵۵٫۲۴	۶۰٫۷۸	۵۵٫۸۵
۶	*Lettuce romaine 7wk*	تولیدکننده	۹۵٫۸۳	۹۴٫۹۹	۹۴٫۷۱	۹۴٫۷۱
		کاربر	۹۴	۹۴٫۰۸	۹۰٫۹۲	۹۲٫۰۳

(الف): روش میانگین‌گیری **(ب)**: روش پیشنهادی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

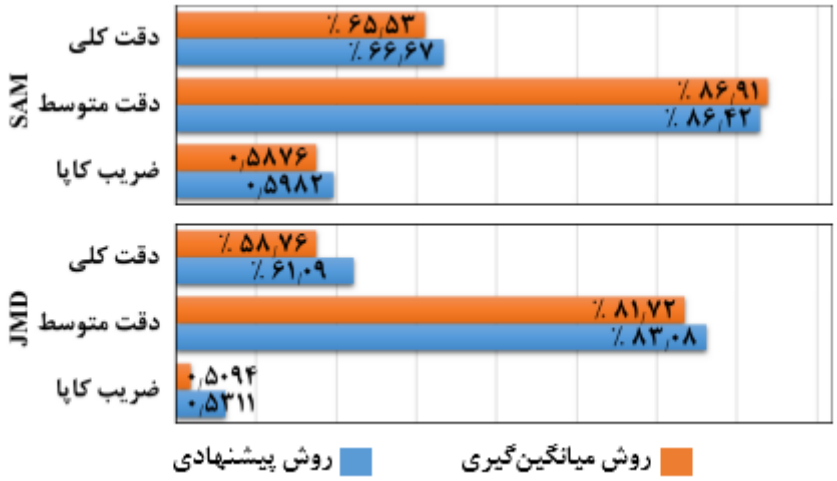
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]



شکل ۶: دقت‌های کلی و متوسط و ضریب کاپای دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع برای تصویر *Salinas-A*

عملکرد روش پیشنهادی، بر روی سه داده تصویری *Washington DC Mall*، *Botswana* و *Berlin* نیز مورد آزمایش قرار گرفته است که در ادامه فقط به ارزیابی کلی دقت طبقه‌بندی در مورد آن‌ها پرداخته شده است.

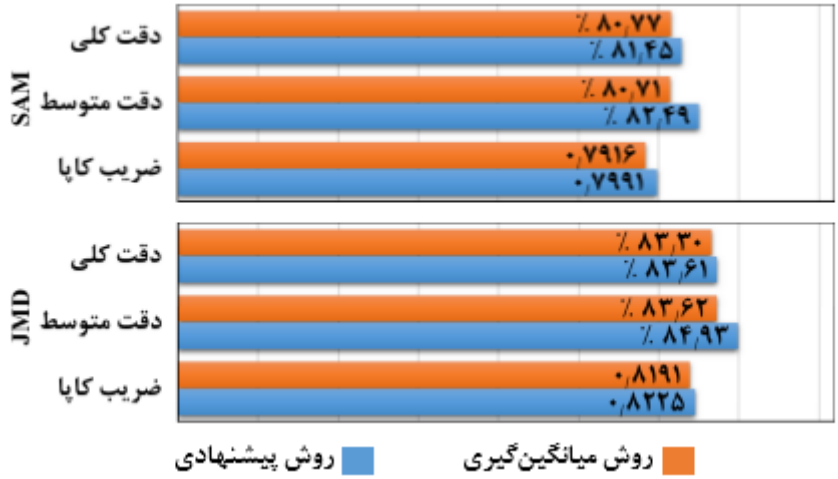
در شکل‌های (۷) الی (۹)، شاخص‌های دقت طبقه‌بندی شامل دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا، برای این تصاویر در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع نشان داده شده است.



شکل ۷: دقت‌های کلی و متوسط و ضریب کاپای دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع برای تصویر *Washington DC Mall*

با مقایسهٔ دقت‌های به دست آمده برای تصویر *Washington DC Mall* در شکل (۷) می‌توان بیان کرد که روش پیشنهادی در الگوریتم *SAM*، دقت کلی و ضریب کاپا را به ترتیب ۱٫۱۴٪ و ۱٫۰۶٪ افزایش و دقت متوسط را ۰٫۴۹٪ کاهش داده است و در الگوریتم *JMD*، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۲٫۳۳٪، ۱٫۳۶٪ و ۲٫۱۷٪ افزایش داده است.

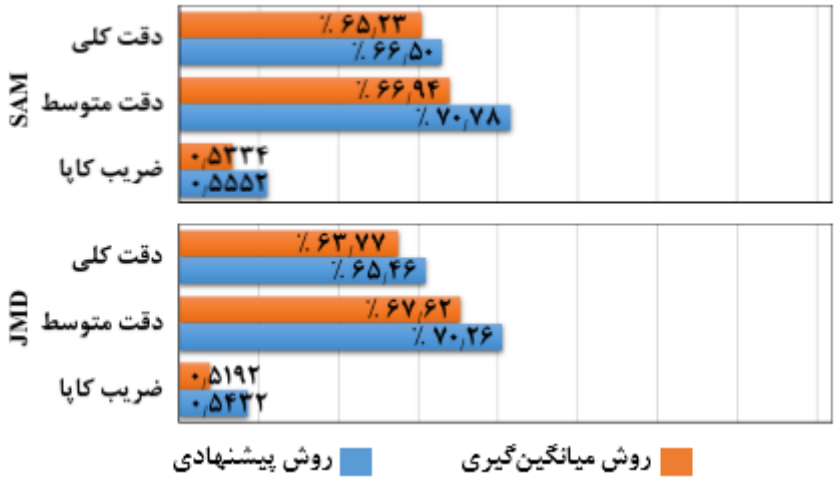
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]



شکل ۸: دقت‌های کلی و متوسط و ضریب کاپای دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع برای تصویر *Botswana*

مقایسهٔ دقت‌های به‌دست آمده برای تصویر *Botswana* در شکل (۸) نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در الگوریتم *SAM*، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۰٫۶۸٪، ۱٫۷۸٪ و ۰٫۷۵٪ افزایش داده است و در الگوریتم *JMD*، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۰٫۳۱٪، ۱٫۳۱٪ و ۰٫۳۴٪ افزایش داده است.

با مقایسهٔ دقت‌های به‌دست آمده برای تصویر *Berlin* در شکل (۹) می‌توان گفت که روش پیشنهادی در الگوریتم *SAM*، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۱٫۲۷٪، ۳٫۸۴٪ و ۲٫۱۸٪ افزایش داده است و در الگوریتم *JMD*، دقت کلی، دقت متوسط و ضریب کاپا را به ترتیب ۱٫۶۹٪، ۲٫۶۴٪ و ۲٫۴٪ افزایش داده است.



شکل ۹: دقت‌های کلی و متوسط و ضریب کاپای دو الگوریتم *SAM* و *JMD* در ازای دو روش استخراج طیف‌های بازتابندگی مرجع برای تصویر *Berlin*

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک روش جدید جهت برآورد طیف بازتابندگی مرجع از تصویر مورد استفاده، ارائه شد. در این روش، طیف بازتابندگی مرجع هر کلاس، به گونه‌ای برآورد می‌شود که مجموع عدم شباهت‌های آن با طیف‌های بازتابندگی پیکسل‌های مربوطه در داده‌های

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

آموزشی کمینه است. از آنجا که روش پیشنهادی، طیف بازتابندگی مرجع را متناسب با معیار عدم شباهت به کار رفته در الگوریتم طبقه‌بندی برآورد می‌کند، مناسب‌تر به نظر می‌رسد. در این مقاله از روش میانگین‌گیری و پیشنهادی جهت برآورد طیف‌های بازتابندگی مرجع هر کلاس در الگوریتم‌های طبقه‌بندی *SAM* و *JMD* استفاده شد. آزمون‌های انجام شده روی چهار تصویر ابرطیفی نشان داد که روش پیشنهادی، نتایج طبقه‌بندی هر دو الگوریتم *SAM* و *JMD* را بهبود می‌بخشد. افزایش دقت طبقه‌بندی نتایج در تصویر *Salinas-A* قابل توجه و در تصویر *Botswana* کمترین مقدار می‌باشد.

مراجع

[1] S. Homayouni, and M. Roux, "Hyperspectral image Analysis for Material Mapping Using Spectral Matching", presented at the ISPRS Congress, Istanbul, 2004.

[2] P. Shippert, "Why Use Hyperspectral Imagery?", Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, pp. 377-380, 2004.

[3] C.A. Shah, P. Watanachaturaporn, P.K. Varshney, and M.K. Arora, "Some Recent Results on Hyperspectral Image Classification", In 2003 IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, pp. 346- 353, 2003.

[4] F.A. Kruse, A.B. Lefkoff, J.W. Boardman, K.B. Heidebrecht, A.T. Shapiro, P.J. Barloon, and A.F.H. Goetz, "The spectral image processing system (SIPS)—interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data", Remote Sensing of Environment, Vol. 44, No. 2, pp. 145-163, 1993.

[5] E. Unal, A. Mermer, and H.M. Dogan, "Determining major orchard (pistachio, olive, vineyard) areas in Gaziantep Province using remote sensing techniques", presented at the ISPRS Congress, Istanbul, 2004.

[6] B. Luc, B. Deronde, P. Kempeneers, W. Debruyn, and S. Provoost, "Optimized Spectral Angle Mapper classification of spatially heterogeneous dynamic dune vegetation, a case study along the Belgian coastline", presented at the 9th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing (ISPMSRS), Beijing, 2005.

[7] A. Galal, H. Hassan, and I.F. Imam, "A novel approach for measuring hyperspectral similarity", Applied Soft Computing, Vol. 12, No. 10, pp. 3115-3123, 2012.

[8] K. Wang, X. Gu, T. Yu, Q. Meng, L. Zhao, and L. Feng, "Classification of hyperspectral remote sensing images using frequency spectrum similarity", Science China Technological Sciences, Vol. 56, No. 4, pp. 980-988, 2013.

[9] K. Wang, B. Yong, X. Gu, P. Xiao, and X. Zhang, "Spectral Similarity Measure Using Frequency Spectrum for Hyperspectral Image Classification", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 12, No. 1, pp. 130-134, 2015.

[10] K. Wang, and B. Yong, "Application of the Frequency Spectrum to Spectral Similarity Measures", Remote Sensing, Vol. 8, No. 4, pp. 344-368, 2016.

[11] Y. Du, C.-I. Chang, H. Ren, C.-C. Chang, J.O. Jensen, and F.M. D'Amico, "New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization", Optical Engineering, Vol. 43, No. 8, pp. 1777-1786, 2004.

[12] J.R. Jensen, Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Upper Saddle River (New Jersey): Prentice Hall, 1996.

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

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

[14] S. Padma, and S. Sanjeevi, "Jeffries Matusita based mixed-measure for improved spectral matching in hyperspectral image analysis", International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 32, pp. 138-151, 2014.

[15] J.G. Ding, X.B. Li, and L.Q. Huang, "A Novel Method for Spectral Similarity Measure by Fusing Shape and Amplitude Features", Journal of Engineering Science and Technology Review, Vol. 8, No. 5, pp. 172-179, 2015.

[16] R.N. Adep, A.P. Vijayan, A. Shetty, and H. Ramesh, "Performance evaluation of hyperspectral classification algorithms on AVIRIS mineral data", Perspectives in Science, Vol. 8, pp. 722-726, 2016.

[17] F. van der Meer, "The effectiveness of spectral similarity measures for the analysis of hyperspectral imagery", International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 8, No. 1, pp. 3-17, 2006.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.7, No.3, Autumn 2019

Research Paper

Improvement of the Classification of Hyperspectral images by Applying a Novel Method for Estimating Reference Reflectance Spectra

Hamid Ezzatabadi Pour *[1], Abdol Reza Kazeminia [2]

1- Lecturer in Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology
2- Lecturer in Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology

Abstract

Hyperspectral image containing high spectral information has a large number of narrow spectral bands over a continuous spectral range. This allows the identification and recognition of materials and objects based on the comparison of the spectral reflectance of each of them in different wavelengths. Hence, hyperspectral image in the generation of land cover maps can be very efficient. In the hyperspectral classification methods that use a dissimilarity measure for classification, the reference reflectance spectra of each class are usually estimated through averaging the image pixel's reflectance spectra of training data. This estimation method yields a reference reflectance spectrum in which minimize the total sum of squared Euclidean distances between the reference reflectance spectrum itself and the image pixel's reflectance spectra of training data. For this reason, the method is acceptable only for the Minimum Distance algorithm in which is used the squared Euclidean distance for classification. In this paper, we propose a method in which the reference reflectance spectrum is estimated by taking into account the dissimilarity measure that is used in the classification algorithm. Two SAM and JMD classification algorithms have been used to present and implement the proposed method. The evaluation of the accuracy and efficiency of the proposed method has been done by investigating and comparing the results of the classification of SAM and JMD algorithms by considering both averaging and proposed methods. The tests performed on four real hyperspectral images collected by AVIRIS, HYDICE, Hyperion and HyMap sensors show that the proposed method improves classification results, in a manner that the Kappa coefficient of the classification results of four hyperspectral imagery datasets increased by 13.18%, 1.06%, 0.75% and 2.18%, respectively, in the SAM algorithm and 10.79%, 2.17%, 0.34% and 2.4%, respectively, in the JMD algorithm.

Key words : *Classification, Hyperspectral Images, Dissimilarity Measure, Estimating Reference Reflectance Spectra.*

Correspondence Address*: Sirjan University of Technology, Sirjan - Postal code: 7813733385*
Tel*: : 034-42242116.*
Email : *hezzatabadi@sirjantech.ac.ir*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-31]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.103]