

طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی پوشش‌های گیاهی با استفاده از کدگذاری بازتابندگی و مشتقات آن

مهدی بهرامی^{۱*}، محمدرضا مباحثی^۲

^۱ دانشجوی دکتری سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
mehdi_bahramia00@yahoo.com

^۲ استاد آزمایشگاه سنجش‌ازدور - موسسه آموزش عالی خاوران
mohammadreza.mobasheri@khi.ac.ir

(تاریخ دریافت آبان ۱۳۹۷، تاریخ تصویب مرداد ۱۳۹۸)

چکیده

طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای از اهمیت زیادی برخوردار است. برای طبقه‌بندی تکنیک‌های مختلفی که در برخی از آنها منحنی بازتابندگی و مشتق‌های آن مورد استفاده قرار می‌گیرد به کار گرفته می‌شود. در برخی دیگر از روش‌ها، از کدگذاری داده‌های طیف بازتابندگی و مقایسه کدهای حاصله نیز به‌عنوان روش‌هایی سریع برای این کار استفاده می‌شود. در این تحقیق روشی با نام CBOSE ارائه شده است که در آن از کدگذاری داده‌های طیف بازتابندگی و مشتقات آن استفاده شده است، روش CBOSE به صورت ترکیبی از یک تا چند بیت به منظور تفکیک بین گونه‌های گیاهی با شباهت طیفی نسبتاً بالا ارائه شده است. این روش کدگذاری بر روی تصاویر ابرطیفی AVIRIS از منطقه Indian pine حاوی گونه‌های مختلف اعمال شد. نتایج طبقه‌بندی ویژگی‌های مستخرج از کدهای حاصله با بکارگیری طبقه‌بندی کننده‌های مختلفی مانند SVM، ML، SAM و معیار Hamming به عنوان معیار شباهت با داده‌های زمینی مورد ارزیابی قرار گرفت. همچنین عملکرد روش CBOSE با روش‌های دیگر کدگذاری مانند SPAM، SFBC، SDFC، SFPC نیز مقایسه گردیده و مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهند که روش CBOSE به‌طور متوسط بترتیب از ۲۰٪، ۱۶٪، ۱۱٪ و ۷٪ دقت بالاتر نسبت به روش‌های ذکر شده در طبقه‌بندی برخوردار است. همچنین به منظور دستیابی به اثرات بکارگیری مشتق در کدینگ بر روی نتایج، مراحل بیان شده بدون استفاده از مشتق نیز مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از مشتق به‌طور متوسط منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی نسبت به عدم استفاده از آن به میزان ۸٪ می‌شود.

واژگان کلیدی: کدگذاری، مشتقات، طیف بازتابندگی، ابرطیفی، طبقه‌بندی گیاهان

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

یکی از روش‌های دستیابی به اطلاعات سودمند در ابعاد گسترده به‌کارگیری فناوری سنجش‌ازدور است که در مقابل دیگر روش‌ها کارآمدتر است. به کار گرفتن این فناوری که بر پایه استفاده از سنجنده‌های ثبت انرژی الکترومغناطیس و تفسیر آن‌هاست امکان دستیابی به اطلاعات مفید در خصوص مواد مختلف و طبقه‌بندی آن‌ها را از طریق آنالیز منحنی بازتابندگی طیفی به طرق مختلف فراهم می‌آورد.

یکی از قابلیت‌های با اهمیت، استفاده از مشتق‌گیری، برای استخراج اطلاعات بیشتر از منحنی بازتابندگی طیفی است. مشتق به شکل منحنی بازتابندگی طیفی حساس است [۱]. در مقابل، به پارامترهایی مانند زاویه تابش نور و توپوگرافی هدف، کمتر حساس است [۲]. مشتق‌گیری از طیف بازتابندگی باعث می‌شود همپوشانی بین مناطق جذبی از بین رفته و تباین طیفی بالاتر رود. در نتیجه از این راه استخراج اطلاعات از اهداف زمینی بهتر صورت پذیرد [۱]. به‌منظور استخراج اطلاعات، دقیق‌تر از منحنی-های طیف بازتابندگی و استفاده هرچه بیشتر از قابلیت-های نهفته در منحنی بازتابندگی طیفی و شناسایی تمایز بین منحنی‌های طیف بازتابندگی مواد، خصوصاً مواد دارای بازتابندگی‌های شبیه به یکدیگر مانند گونه‌های مختلف گیاهی و با توجه به اهمیت طبقه‌بندی آن‌ها در سطح تصاویر ابرطیفی، استفاده از مشتق‌گیری ضروری به نظر می‌رسد. برای این‌که بتوان از تحلیل مشتق استفاده نمود باید یک فرآیند حذف فرکانس‌های بالا انجام شود، معمولاً این کار با فیلترهای نرم‌سازی انجام می‌شود. به همین دلیل این فرآیند، فرآیند نرم‌سازی نامیده می‌شود.

از طرفی هنگام کار با حجم بسیار بزرگ داده‌های ابرطیفی سرعت پردازش داده‌ها بسیار مهم است. برای این‌که پردازش داده‌ها با سرعت انجام شود استفاده از روش سریع اجتناب‌ناپذیر است. روش‌های کدگذاری روش‌هایی هستند که به هر طیف بازتابندگی یک رشته‌کد نسبت می‌دهند و در فرآیند محاسبه شباهت و تفاوت طیف‌های بازتابندگی، کدهای به‌دست‌آمده باهم مقایسه می‌شوند. کدگذاری داده‌های ابرطیفی صرفاً برای افزایش سرعت پردازش داده‌های ابرطیفی به‌کاربرده نمی‌شود چراکه می‌توان روش‌های مختلف کدگذاری را برای

محاسبه شباهت‌ها و تفاوت‌ها به کار برد از این‌رو انتخاب روش کدگذاری مناسب ملاک مناسبی برای رسیدن به نتیجه و دقت موردنظر در طبقه‌بندی است.

برخی از محققین با استفاده از تلفیق روش‌های کدگذاری و روش‌های مشتق‌گیری، الگوریتم‌هایی برای طبقه‌بندی داده‌های ابرطیفی ارائه نموده‌اند.

Benjathapanum و همکاران در سال ۱۹۹۷ برای طبقه‌بندی داده‌های نزدیک مرئی، مشتق دوم داده‌ها را به دست آورده سپس طیف بازتابندگی به‌دست‌آمده را کدگذاری نموده و کدهای به‌دست‌آمده را وارد شبکه عصبی با معماری پس انتشار خطا نموده و داده‌ها را طبقه‌بندی نموده است. نتایج وی نشان‌دهنده افزایش دقت طبقه‌بندی است [۳]. رضایی و همکاران در سال ۲۰۰۸ از مشتق برای استخراج پدیده‌های جذبی استفاده نموده است. وی پس از استخراج پدیده‌های جذبی با استفاده از تحلیل مشتق، موقعیت باند جذبی را به دست آورده، سپس روشی برای تشخیص داده‌های ابرطیفی با استفاده از موقعیت باند جذبی ارائه نموده است. وی از ترکیب رابطه‌ای که به دست آورد با روش کدگذاری روشی مناسبی برای شناسایی طیف‌های داده ابرطیفی ارائه نموده است [۴]. Sung در سال ۲۰۱۱ با استفاده از مشتق‌گیری طیف بازتابندگی، طیف مشتق را به دست آورده و آن را با روش میانگین‌گیری نرم نموده، و سپس با روش کدگذاری آستانه‌گذاری، با آستانه‌هایی با فواصل برابر طیف‌ها را کدگذاری نموده است. وی برای محاسبه شباهت طیفی طیف‌های بازتابندگی تصویر و مرجع، فاصله همینگ^۱ بین کدهای تصویر و مرجع را به دست آورده و فواصل همینگ به‌دست‌آمده را باهم مقایسه نموده است [۵].

طبقه‌بندی گونه‌های گیاهی در سطح تصویر و همچنین در سطح طیف سنجی با توجه به شباهت طیفی بالای گونه‌های مختلف از اهمیت زیادی برخوردار است از این رو تحقیقات گسترده‌ای در این زمینه صورت گرفته است. در سال ۲۰۰۳، Skidmore و Schmidt تفاوت طیفی ۲۷ گونه مردابی را با استفاده از داده‌های طیف‌سنجی در شرایط محیط طبیعی بررسی کردند. ایشان پس از نرم کردن طیف در مرحله اول تفاوت طیفی بین گونه‌ها را از لحاظ آماری در محدوده طول‌موج‌های مشخصی بررسی کرد و نتایج آن تفاوت

^۱ Hamming

برای هر یک از گونه‌ها انجام دادند [۱۱]. Lin و همکاران در سال ۲۰۱۷ اقدام به تشخیص گونه‌های ذرت و علف‌های هرز با استفاده از ترکیبی از ویژگی‌های طیفی، شکل و بافت کردند. ایشان طول موج‌های مختلفی برای ایجاد شاخص‌های مناسب استخراج کرده و به دقت مناسبی دست پیدا کردند [۱۲].

با توجه به تحقیقات انجام‌شده امکان دستیابی به نتایج مناسب جهت طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی با حضور کلاس‌های مشابه مانند کلاس‌های متنوع گیاهی، با به‌کارگیری مشتقات درجات بالاتر از طیف بازتابندگی و انتخاب باندهای مناسب و استفاده از روش‌های مختلف کدگذاری به همراه طبقه‌بندی کننده‌های مختلف فراهم می‌گردد که در این تحقیق به ارزیابی این امکان پرداخته می‌شود. در واقع با توجه به اهمیت طبقه بندی گونه‌های مختلف گیاهی، در این تحقیق به دنبال طبقه بندی تصاویر ابرطیفی حاوی گونه‌های مختلف گیاهی با به کار گیری تکنیک مشتق‌گیری و روش نوین کدگذاری خواهیم بود و نتایج حاصل را با مقادیر زمینی ارزیابی نموده، سپس روش کدگذاری ارائه شده را با دیگر روش‌های کدگذاری مقایسه خواهیم کرد. امکان جداسازی گونه‌های شبیه به هم از نظر طیف بازتابندگی از اهمیت‌های تحقیق حاضر به شمار می‌آید.

۱-۱- مشتق‌گیری از داده‌های طیف بازتابندگی

با توجه به طبیعت داده‌های ابرطیفی که ناپیوسته است، جهت مشتق‌گیری از طیف می‌توان از مشتق‌گیری متناهی استفاده نمود. اگر فرض شود که داده‌های ابرطیفی دارای n باند طیفی باشد و مقادیر بازتابندگی در طیف i ام با طول موج λ_i با $S(\lambda_i)$ نشان داده شود آنگاه می‌توان طیف بازتابندگی را به صورت رابطه (۱) نمایش داد.

$$S = [s(\lambda_1), s(\lambda_2), s(\lambda_3), \dots, s(\lambda_n)]^t \quad (1)$$

که در آن t علامت ترانهاده می‌باشد و در این صورت مشتق اول آن، به صورت رابطه (۲) نوشته می‌شود [۲].

$$\frac{ds}{d\lambda} \Big|_i = \frac{s(\lambda_i) - s(\lambda_{i-1})}{\Delta\lambda} \quad (2)$$

که در آن $\frac{ds}{d\lambda} \Big|_i$ مشتق اول در طول موج λ و $\Delta\lambda$ فاصله بین باندهای مجاور است، به طوری که، $\Delta\lambda = \lambda_j - \lambda_i$ و $\lambda_j > \lambda_i$ است. با این مشتق‌گیری اکستریم‌های منحنی بازتابندگی طیفی به دست می‌آید. با مشتق‌گیری بعدی (مشتق مرتبه دوم) جهت تقریرهای طیف بازتابندگی به

معناداری بین گونه‌های مختلف نشان داد. وی در مرحله بعد از آنالیز حذف پیوستگی جهت تمایز گونه‌ها استفاده کرد که نتایج در برخی طول‌موج‌ها بیانگر تمایز بیشتر از قبل شد [۶].

Patil و همکاران در سال ۲۰۰۶ اقدام به طبقه‌بندی تصاویر ابر طیفی حاوی گونه‌های مختلف گیاهی با قدرت تفکیک مکانی بالا از منطقه Nevada نموده و ضمن کاهش ابعاد و انتخاب ویژگی مناسب اقدام به طبقه‌بندی با معیارهای زاویه بردار طیفی و بیشترین شباهت نموده و نتایج خود را با مقادیر زمینی ارزیابی کردند [۷]. در سال ۲۰۰۷، Rao و همکاران برای طبقه‌بندی سه رقم از هر چهار گونه فلفل، شکر، برنج و کتان بیش از ۲۰۰۰ نمونه طیف‌سنجی میدانی انجام دادند، سپس کتابخانه طیفی از نمونه‌های طیف‌سنجی استخراج نمودند، و با استفاده از الگوریتم SAM^۱ طبقه‌بندی ارقام گونه‌ها را انجام دادند که به دقت کلی ۸۸ درصد رسیدند [۸]. Sun و همکاران در سال ۲۰۰۸ در مطالعه‌ای به بررسی گونه‌های گیاهی تالاب و شناسایی نوع آن‌ها از طریق رفتار طیف بازتابندگی پرداختند [۹]. آن‌ها مشاهده کردند که علی‌رغم اینکه گونه‌های مختلف از اشکال مشابهی برخوردار هستند اما اختلافاتی در طیف بازتابندگی آن‌ها وجود دارد، آن‌ها در تحقیق خود با استفاده از روش فاصله‌ی ماهالونوبیس به انتخاب باندهای مناسب جهت تشخیص و شناسایی گونه‌ها پرداختند. در تحقیق آنها، انتخاب باندها بر روی طیف اصلی و طیف تبدیل‌شده‌ی مشتق اول و دوم و طیف تبدیل‌شده با استفاده از روش آنالیز حذف پیوستگی^۲ انجام شد. Rao و Zbell در سال ۲۰۱۱ در تحقیق خود توانایی کتابخانه طیفی حاصل از بازتابندگی در سطح تاج‌پوشش را به‌منظور طبقه‌بندی محصولات با استفاده از داده‌های ابرطیفی سنجش‌ازدوری را بررسی کردند. نتایج حاصله وجود همبستگی بالا بین طیف حاصل از مشاهدات میدانی و طیف حاصل از تصویر را برای برخی محصولات نشان داد [۱۰]. در سال ۲۰۱۳ Abeolghar و همکارانش مطالعه‌ای جهت تفکیک چهار گونه مختلف از سیب‌زمینی کشت‌شده در منطقه بوحیرا در شمال مصر انجام دادند. طیف‌سنجی میدانی این چهار گونه در زمانی که سیب‌زمینی‌ها به رسیدگی کامل رسیده بودند با استفاده از طیف‌سنج ASD Field Spec3 جمع‌آوری شدند. سپس آنالیز تفکیک خطی (LDA^۳) جهت شناسایی باندهای بهینه ویژه

^۱ Spectral Angle Measure

^۲ Continuum Removal Analysis

^۳ Linear Discrimination Analysis

تقسیم می‌شود. $S = (B_1, B_2, \dots, B_{n_B})$ که هر کدام از B_i ها $i = 1, \dots, n_B$ نمایانگر یک بلوک است، و در هر بلوک با رابطه (۵) میانگین بلوک به دست می‌آید [۱۳].

$$\mu_j = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b B_j(i) \quad (5)$$

در این رابطه μ_j میانگین بلوک j است و i نمایانگر مقدار بازتابندگی باندهای موجود در داخل بلوک j است. μ_j برای هر بلوک به‌عنوان حد آستانه در نظر گرفته می‌شود سپس کدگذاری هر بلوک صورت می‌گیرد [۱۳].

در روش کدگذاری اختلاف باندهای مجاور بدون استفاده از مقادیر طیف بازتابندگی و فقط با استفاده از اختلاف بین باندهای مجاور اقدام به کدگذاری می‌شود. در این روش اگر منحنی طیف بازتابندگی صعودی باشد کد ۱ و اگر نزولی باشد کد صفر اختصاص داده می‌شود [۱۳]. روش‌هایی نیز از تلفیق روش کدگذاری آستانه و مشتق ارائه شده‌اند که می‌توان به روش SPAM^۲ اشاره کرد. روش SPAM که توسط Mazer و همکاران در سال ۱۹۹۸ ارائه گردید از تلفیق روش کدگذاری دودویی آستانه و روش مشتق استفاده نموده است. روش SPAM روشی بسیار ساده و ابتدایی است و قادر نیست بسیاری از ویژگی‌های طیفی را بازسازی کند چراکه به علت سادگی این روش کدهای مشابه زیادی تولید می‌گردد. از این رو برای رفع این مشکل Qian و همکاران روش SPAM را توسعه دادند و روش SFBC^۳ را ارائه نمودند [۱۸]. روش ارائه شده تا حدودی روش SPAM را برای شناسایی طیف‌های مشابه بهبود بخشید اما معایب کلی آن همچنان پابرجا ماند. روش دیگری توسط Chang و همکاران در سال ۲۰۰۹ مبتنی بر کدگذاری مشتق به نام SDFC^۴ که از علامت مشتق دو باند مجاور طیف بازتابندگی استفاده کرده و ۹ رفتار کلی بازتابندگی طیف به چهار گروه تقسیم می‌کند ارائه شد [۱۹]. به دلیل اینکه مقدار صفر در مشتق به‌ندرت اتفاق می‌افتد در روش SDFC یک تلورانس تعریف شده تا مقادیر مشتق کوچک‌تر از آن صفر در نظر گرفته شود. روش SFPC^۵ نیز در سال ۲۰۱۰ توسط Chang و همکاران به صورت ۲، ۳، ۴ و ۸ بیتی مبتنی بر کدگذاری حسابی ارائه گردید و در آن به‌کارگیری تعداد بیت‌های مختلف جهت کدگذاری مورد ارزیابی قرار گرفت [۲۰]. اجاقلو و

دست خواهد آمد. روابط مورد استفاده برای مشتق مرتبه دوم به صورت رابطه (۳) است [۲].

$$\frac{d^2 S}{d\lambda^2} |i = \frac{a(\lambda_i) - 2s(\lambda_j) + s(\lambda_k)}{(\Delta\lambda)^2} \quad (3)$$

که در آن $\frac{d^2 S}{d\lambda^2} |i$ مشتق دوم در طول موج λ_i است و $\Delta\lambda$ فاصله بین باندهای مجاور i و j و k است، و $\lambda_k > \lambda_j > \lambda_i$ و $\lambda_k - \lambda_j = \lambda_j - \lambda_i = \Delta\lambda$ است. به همین ترتیب می‌توان مشتقات مراتب بالاتر را نیز محاسبه کرد. رابطه کلی برای محاسبه مشتق مرتبه n با استفاده از رابطه (۴) به دست می‌آید [۲].

$$\frac{d^n S}{d\lambda^n} |j = \frac{d}{d\lambda} \left(\frac{d^{(n-1)} S}{d\lambda^{(n-1)}} \right) = \dots \approx \frac{s(\lambda_j) - \dots + s(\lambda_{i+n})}{(\Delta\lambda)^n} \quad (4)$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^{i+n} C_k S \lambda_k}{(\Delta\lambda)^n}$$

در این رابطه اگر $2i + n$ زوج باشد $j = (2i + n)/2$ خواهد بود و اگر $2i + n$ فرد باشد $j = (2i + n + 1)/2$ خواهد بود. با توجه به مقادیر کم $\Delta\lambda$ مقادیر مشتق بزرگ مورد استفاده قرار می‌گردد. همچنین عموماً قبل از مشتق‌گیری به شکل فوق یک مرحله نرم‌سازی داده‌های طیفی صورت می‌گیرد چراکه یکی از ویژگی‌های مشتق بزرگنمایی مناطق جذبی خیلی کوچک است. به طوری که این مناطق در طیف اصلی به‌سختی قابل شناسایی هستند [۲].

۱-۲- روش‌های کدگذاری

به‌طور کلی روش‌های کدگذاری به دو دسته کلی کدگذاری حد آستانه و کدگذاری مشتق تقسیم می‌شوند. در روش‌های کدگذاری آستانه، یک یا چند حد آستانه در نظر گرفته می‌شود و طیف به نواحی مختلفی تقسیم می‌شود سپس به هر ناحیه یک کد اختصاص داده می‌شود [۱۳]. از روش‌های ارائه شده در این زمینه می‌توان به روش کدگذاری دوگانه [۱۴]، کدگذاری چهارگانه [۱۵]، کدگذاری ده‌گانه [۱۶] و کدگذاری BTSC^۱ اشاره نمود [۱۷]. در روش BTSC که توسط Chakravarty در سال ۲۰۰۸ ارائه شد در یک طیف بازتابندگی تعداد باندهای آن (L) به اندازه بلوک (b) تقسیم می‌شود و تعداد بلوک‌ها (n_B) به دست می‌آید ($n_B = L/b$) سپس طیف به n_B قسمت

^۲ Spectral analysis manager

^۳ Spectral feature-based binary coding

^۴ Spectral derivative feature coding

^۵ Spectral feature probabilistic coding

^۱ Block Truncation Signature Coding

این بخش شامل دو قسمت خواهد بود. در بخش نخست در مورد روش ابداعی در کدگذاری داده‌های طیفی بحث خواهد شد و در بخش دوم مراحل انجام کار توضیح داده خواهد شد.

۳-۱- روش پیشنهادی: کدگذاری بر اساس نقاط اکستریم طیف بازتابندگی^۱

با توجه به این که مواد مختلف و خصوصاً گیاهان به علت تفاوت در ماهیت آن‌ها نقاط جذبی متفاوتی دارند بر همین اساس به دنبال نوعی کدگذاری طیفی بوده که بیشترین حساسیت را به نقاط جذبی مواد داشته باشد. استفاده از نقاط اکستریم با فرض بر این که هر ماده ویژگی‌های جذبی مخصوص به خود را دارد جهت طبقه‌بندی آنها موثر به نظر می‌رسد. بر همین اساس نوعی کدگذاری بر مبنای بارز کردن نقاط اکستریم محلی ارائه و به نام روش CBOSE می‌نامیم که از ترکیب این روش با روش حدآستانه و روش بلوک‌بندی حالت‌های متفاوتی ارائه می‌گردد. برای مثال از ترکیب روش CBOSE با روش آستانه‌گذاری با سه حدآستانه مطابق روابط ۴ تا ۶ رشته کدی حاصل می‌گردد که برای ذخیره سازی این رشته کد در هر طول موج به ۳ بیت نیاز است بنابراین روش CBOSE_3Bit ارائه می‌گردد.

$$S_I^{CBOSE-a} = \begin{cases} 1 & \text{if } s_I = \text{Local Extremum} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۶)$$

for $2 \leq I \leq L - 1,$

$$S_I^{CBOSE-b} = \begin{cases} 3 & \text{if } \mu_{Up} \leq s_I \\ 2 & \text{if } \mu \leq s_I < \mu_{Up} \\ 1 & \text{if } \mu_{Low} \leq s_I < \mu \\ 0 & \text{if } s_I \leq \mu_{Low} \end{cases} \quad (۷)$$

for $1 \leq I \leq L$

$$S_I^{CBOSE} = (S_I^{CBOSE-a} S_I^{CBOSE-b}) \quad (۸)$$

s_I مقدار بازتابندگی در باند I ام، μ مقدار میانگین بازتابندگی به‌عنوان حدآستانه و L تعداد باندها است. به دلیل اینکه مقدار صفر در مشتق به ندرت اتفاق می‌افتد در روش CBOSE مطابق رابطه (۹) یک تلورانس تعریف شده تا مقادیر مشتق کوچک‌تر از آن صفر در نظر گرفته شود.

$$\Delta = \frac{1}{L-1} \sum_{I=2}^L |s_I - s_{I-1}| \quad (۹)$$

^۱ Coding Based On Spectral Extrema(CBOSE)

همکاران نیز در سال ۲۰۱۳ روشی برای طبقه‌بندی داده‌های ابرطیفی بر مبنای کدگذاری به شکل ترکیبی از حدآستانه و مشتق بر روی داده‌های طیف اصلی و مشتق آن، ارائه کردند و با دیگر روش‌های مقایسه نمودند [۲۱].

۲- داده‌های مورد استفاده و پیش پردازش ها

تصویر هواپرد ابرطیفی AVIRIS با ۲۲۴ باند در محدوده ۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر همراه با واقعیت زمینی آن‌ها از منطقه Indian Pine با ۱۶ کلاس مختلف شامل کلاس‌های گیاهی مانند ذرت و سویا در مراحل مختلف رشد، جو، یونجه و گندم مطابق (شکل ۱) جهت انجام تحقیق و ارزیابی نتایج حاصل از طبقه‌بندی به روش‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است.

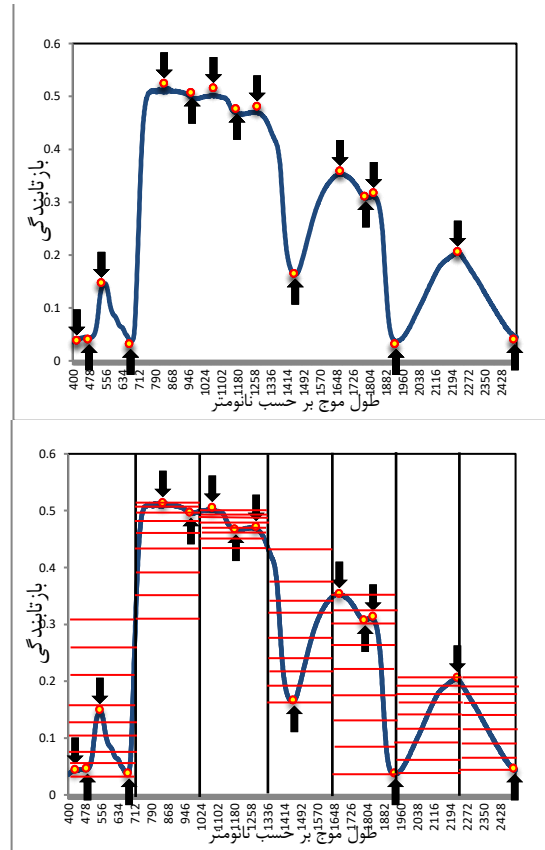


شکل ۱- الف و ج) داده‌های زمینی تصویر Indian pines و ب) باند ۴۸ تصویر Indian pines

۳- متدولوژی پژوهش

در این تحقیق با توجه به خصوصیات ذکر شده در مورد مشتق و کدگذاری طیف بازتابندگی با مشتق‌پذیر کردن داده‌های طیف بازتابندگی کلاس‌های موجود در تصویر از طریق نرم سازی اقدام به کدگذاری طیف حاصله و مشتقات مراتب بالاتر آن به روش‌های مختلف کدگذاری و روشی ابداعی کرده و در مرحله بعد ویژگی‌های مناسب از باندهای کدگذاری شده با بیشترین تفکیک‌پذیری بین کلاس‌های مختلف انتخاب می‌شود. سپس ویژگی‌های انتخابی با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های مختلف مورد تحلیل و ارزیابی قرار می‌گیرند.

در شکل ۲ نمای شماتیک از کدگذاری به روش CBOSE (۱ بیتی) و CBOSE ۴ بیتی به صورت بلوک بندی شده با آستانه‌گذاری میانگین (۷ حدآستانه و ۷ بلوک) دیده می‌شود.



شکل ۲- نمای شماتیک از کدگذاری به روش CBOSE (الف) و CBOSE ۴ بیتی (ب) (۷ حدآستانه، ۷ بلوک)

۳-۲- مراحل انجام کار

- تصحیح تصویر و حذف باندهای جذبی بخار آب
- انتخاب ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نمونه از هر کلاس به صورت پراکنده در سطح تصویر Indian pines به عنوان نمونه‌های آموزشی و باقیمانده جهت ارزیابی
- انجام آنالیز حذف پیوستگی^۱ بر روی طیف‌های انتخابی هر کلاس
- برزش مناسب‌ترین منحنی مشتق‌پذیر به هر طیف از طریق نرم‌سازی و مشتق‌گیری مراتب بالا از طیف‌های بازتابندگی
- کدگذاری طیف اصلی و مشتقات مراتب بالاتر (تا ۵ مرتبه مشتق) به روش‌های مختلف کدگذاری و روش اکستریمم-بلوک بندی در حالت‌های ۲، ۴، ۵ و ۶ بیتی با ۷ بلوک.
- انتخاب ویژگی‌های مناسب با بالاترین تفکیک‌پذیری بین کلاس‌های مختلف در هر روش کدگذاری

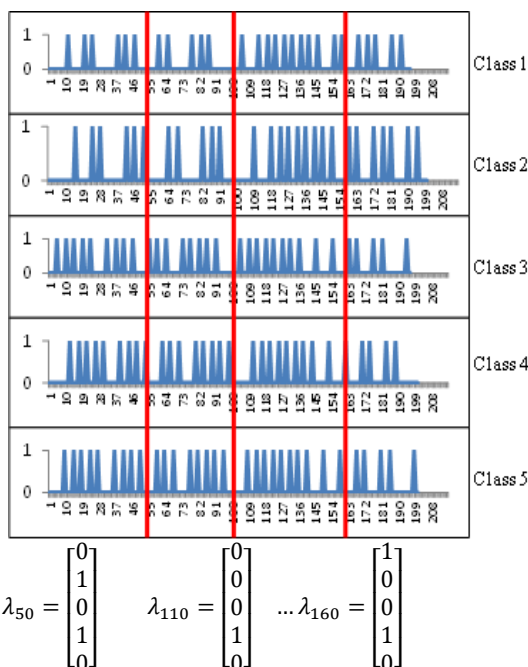
جهت انتخاب ویژگی یا باندهای مناسب برای تفکیک‌پذیری بین کلاس‌های مختلف، بازتابندگی اصلی و مشتقات طیف مرجع کلاس‌های مختلف را به روش‌های مختلف کدگذاری کرده و سپس در هر روش کدگذاری با زیر هم قرار دادن کدهای مربوط به کلاس‌های مختلف مانند مثالی که در شکل ۳ نشان داده شده است، در هر طول موج ستونی به تعداد کلاس‌ها ایجاد می‌گردد [۲۲] که اعداد آن طبق کدگذاری صفر یا یک است. سپس برای انتخاب ویژگی‌های مناسب مطابق با رابطه (۱۰) وزنی به هر طول موج داده می‌شود و در نهایت طول موج‌هایی با بیشترین وزن انتخاب می‌گردند.

$$w_i = \frac{1}{|num(0)_i - num(1)_i| + 1} \quad 1 \leq i \leq l \quad (10)$$

تعداد باندها = l

که $num(1)_i$ و $num(0)_i$ به ترتیب برابر با تعداد صفر و یک‌های موجود در بردار طول موج i ام است. در صورتی که روش کدگذاری CBOSE در قالب بیش از یک بیت ارائه گردد آنگاه مقدار w_i برابر با انحراف معیار بین کدهای حاصله از هر کلاس در هر طول موج خواهد بود.

- طبقه‌بندی با استفاده از معیارهای شباهت یا طبقه‌بندی کننده‌های: بیشترین شباهت^۲ (ML) ماشین بردار پشتیبان^۳ (SVM) زاویه بردار طیفی^۴ و فاصله همینگ.



شکل ۳- نحوه کدگذاری و ایجاد برداری از کد کلاس‌های مختلف

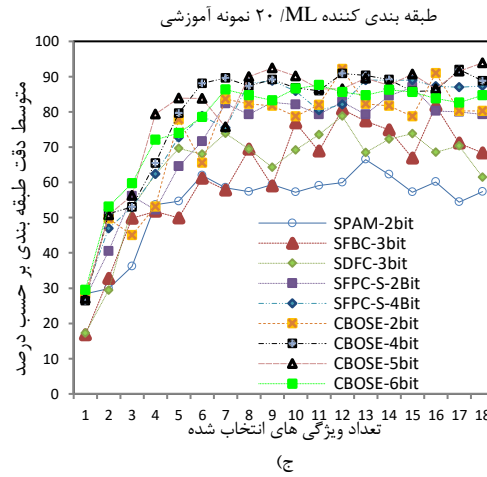
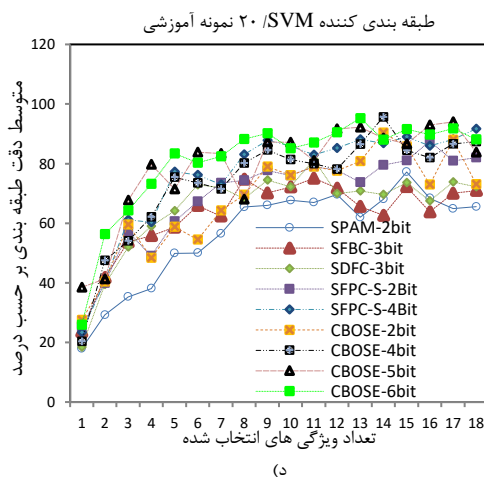
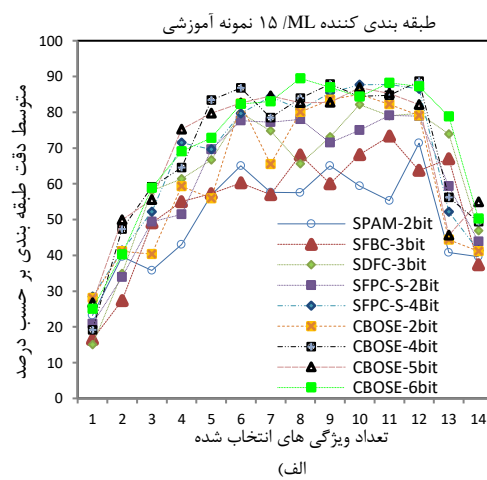
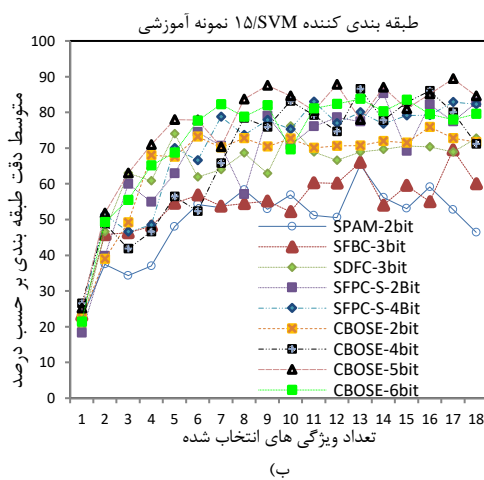
^۲ Maximum likelihood
^۳ Support Vector Machine
^۴ spectral angle mapper

^۱ Continuum Removal Analysis

۴- ارزیابی نتایج

با توجه به نوع روش کدگذاری طیف بازتابندگی و مشتقات، در هر روش متوسط دقت طبقه‌بندی همه کلاس‌های موجود در تصویر با انتخاب تعداد ویژگی‌های متفاوت به بیشترین مقدار خود می‌رسد. در شکل ۴ متوسط دقت به دست آمده در مقایسه با مقادیر زمینی از اعمال طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت و ماشین بردار پشتیبان بر کدهای حاصله از روش‌های کدگذاری طیف اصلی و مشتقات به ازای تعداد ویژگی‌های انتخاب شده با وزن بالا برای تصویر Indian pines با تعداد نمونه‌های آموزشی متفاوت دیده

می‌شود. انتخاب تعداد ویژگی محدود با وزن بالا صرفاً نتایج مناسبی را ارائه نکرده و حداقل انتخاب ۶ ویژگی جهت رسیدن به دقت قابل قبول ضروری به نظر می‌رسد. در میان روش‌های کدگذاری روش CBOSE با تعداد بیت‌های متفاوت به نسب دیگر روش‌ها دارای متوسط دقت طبقه‌بندی بالاتری است. همچنین افزایش تعداد بیت‌ها یا به نوعی افزایش تعداد حدآستانه‌ها منجر به تفکیک پذیری بیشتر بین بازتابندگی گونه‌های مختلف شده و هر کدام از گونه‌ها کدهای متفاوتی نسبت به حالت استفاده از حدآستانه کمتر به خود می‌گیرد.



شکل ۴- متوسط دقت به دست آمده از اعمال طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و بیشترین شباهت بر روش‌های کدگذاری به ازای تعداد ویژگی‌های استخراج شده برای تصویر Indian pines (الف) طبقه‌بندی کننده ML-۱۵ نمونه آموزشی (ب) طبقه‌بندی کننده SVM-۱۵ نمونه آموزشی (ج) طبقه‌بندی کننده ML-۲۰ نمونه آموزشی (د) طبقه‌بندی کننده SVM-۲۰ نمونه آموزشی

با انتخاب ۲۰ نمونه آموزشی از هر کلاس در حالت تعداد ویژگی بهینه (بیشترین دقت طبقه‌بندی) برای هر روش کدگذاری دیده می‌شود. نتایج حاصل حاکی از افزایش دقت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا با روش CBOSE

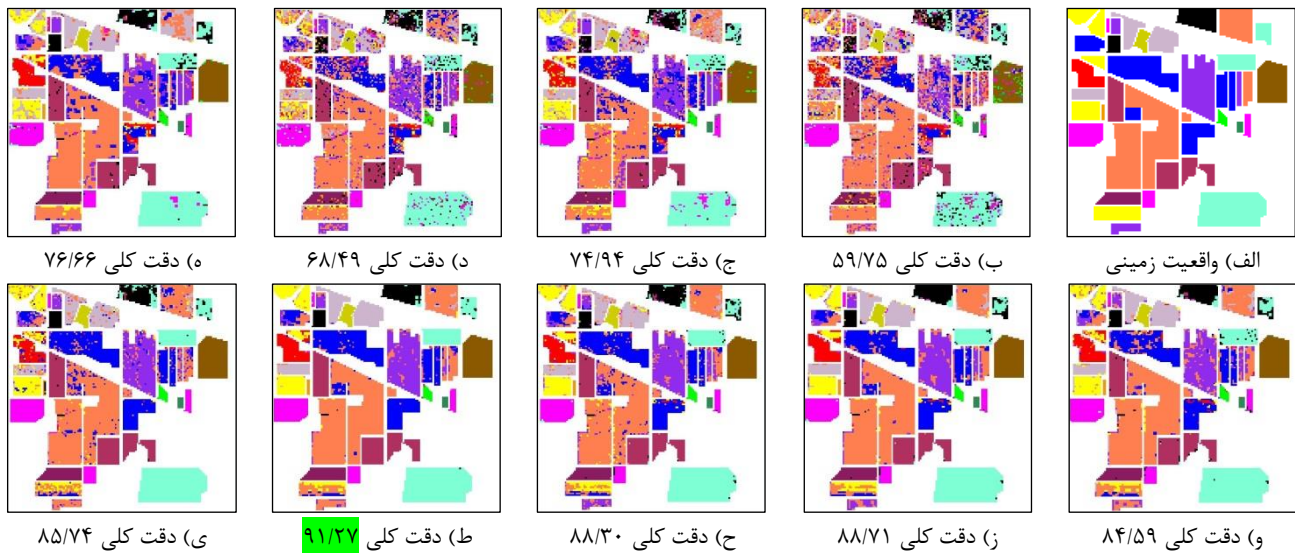
جدول ۱ و شکل ۵ نتایج حاصل از دقت طبقه‌بندی کلاس‌های موجود در تصویر Indian pines با استفاده از اعمال طبقه‌بندی کننده‌ی بیشترین شباهت بر ویژگی‌های مستخرج از کدهای حاصله از روش‌های مختلف کدگذاری

می‌باشد. مطابق انتظار روش SPAM حتی در حالتی که تعداد ویژگی‌ها در حالت بهینه هستند نیز نتایج ضعیف‌تری نسبت به دیگر روش‌ها ایجاد کرده و دلیل آن سادگی روش در کدگذاری داده‌های طیفی می‌باشد. به علت سادگی این روش کدهای مشابه زیادی تولید می‌گردد. از طرفی روش SFBC تا حدودی نسبت روش SPAM نتایج بهتری را ارائه کرده اما به علت معایب کلی آن در مقابل دیگر روش‌ها مانند SDFC که از علامت

باند‌های مجاور در کدگذاری داده‌های طیفی استفاده می‌کند نتایج بهتری ارائه نمی‌کند. مطابق انتظار با فرض رخ داد نقاط اکستریم در طول موج‌های متفاوت برای کلاس‌های موجود در تصویر نتایج مناسب‌تری ارائه شده است از طرفی افزایش تعداد بیت‌ها جهت جلوگیری از ایجاد کدهای مشابه در روش CBOSE منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی کلاس‌های موجود در تصویر شده است.

جدول ۱- دقت طبقه‌بندی کلاس‌های موجود در تصویر Indian pines به ازای طبقه‌بندی کننده ML بر روش‌های مختلف کدگذاری برحسب درصد-۲۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس

شماره	نام کلاس‌ها	تعداد نمونه‌ها	SPAM (۱۳ ویژگی)	SFBC (۱۲ ویژگی)	SDFC (۱۲ ویژگی)	SFPC-S-2Bit (۱۷ ویژگی)	SFPC-S-4Bit (۱۰ ویژگی)	CBOSE-2bit (۱۶ ویژگی)	CBOSE-4bit (۱۷ ویژگی)	CBOSE-5bit (۱۸ ویژگی)	CBOSE-6bit (۱۱ ویژگی)
۱	یونجه	۴۶	۶۵.۲۲	۸۶.۹۶	۶۷.۳۹	۸۴.۷۸	۹۱.۳۰	۹۵.۶۵	۱۰۰	۹۳.۴۸	۱۰۰
۲	ذرت-تازه جوانه زده	۱۴۲۸	۳۸.۷۳	۵۹.۵۹	۴۸.۲۵	۵۳.۹۲	۶۸.۲۸	۷۸.۳۶	۸۱.۴۴	۸۷.۸۲	۸۰.۴۶
۳	ذرت- رشد متوسط	۸۳۰	۱۳.۸۶	۵۱.۳۳	۲۴.۷۰	۴۴.۱۰	۵۸.۱۹	۶۸.۶۷	۷۲.۷۷	۶۹.۰۴	۶۵.۵۴
۴	ذرت-رشد کامل	۲۳۷	۴۴.۷۳	۷۷.۶۴	۵۲.۷۴	۸۹.۴۵	۸۶.۹۲	۹۲.۴۱	۸۹.۰۲	۹۶.۲۰	۷۵.۵۳
۵	سبزه-مرتع	۲۸۳	۸۷.۱۶	۹۰.۰۶	۸۶.۶۵	۸۹.۶۵	۹۴.۸۲	۹۵.۸۶	۹۶.۳۷	۹۶.۷۶	۹۹.۷۹
۶	سبزه-درخت	۷۳۰	۸۴.۷۹	۹۴.۹۳	۸۸.۰۸	۹۵.۲۱	۹۶.۹۹	۹۸.۰۸	۹۸.۳۶	۹۹.۳۱	۹۹.۴۵
۷	سبزه-مرتع چیده شده	۲۸	۹۲.۸۶	۹۶.۴۳	۹۲.۸۶	۹۶.۴۳	۹۶.۴۳	۹۶.۴۳	۹۶.۴۳	۱۰۰	۱۰۰
۸	علف خشک	۴۷۸	۸۰.۱۳	۹۵.۸۲	۹۳.۳۱	۹۸.۷۴	۹۹.۷۹	۹۹.۵۸	۹۹.۵۸	۹۸.۹۵	۹۸.۹۵
۹	جو	۲۰	۹۵.۰۰	۱۰۰	۹۵.۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۶۵.۰۰
۱۰	سویا-تازه جوانه زده	۹۷۲	۳۷.۲۴	۶۸.۹۳	۶۱.۱۱	۷۲.۲۲	۷۳.۷۷	۸۳.۳۳	۸۴.۷۷	۷۸.۱۹	۷۳.۸۷
۱۱	سویا- رشد متوسط	۲۴۵۵	۷۰.۷۱	۷۳.۰۸	۶۳.۶۵	۷۶.۶۶	۸۹.۶۱	۹۱.۲۸	۸۷.۵۸	۹۴.۰۵	۸۶.۴۸
۱۲	سویا-رشد کامل	۵۹۳	۵۵.۱۴	۷۱.۵۰	۶۳.۷۴	۸۳.۶۴	۹۳.۴۱	۹۳.۹۳	۸۵.۶۷	۹۷.۹۸	۷۸.۷۵
۱۳	گندم	۲۰۵	۷۵.۶۱	۹۵.۶۱	۸۶.۸۳	۹۷.۰۷	۹۸.۵۴	۹۸.۵۴	۹۸.۵۴	۹۷.۵۶	۹۸.۵۴
۱۴	چوب	۱۲۶۵	۷۷.۲۳	۸۹.۲۵	۸۴.۷۴	۹۰.۲۰	۹۴.۰۷	۹۴.۶۲	۹۵.۳۴	۹۸.۸۱	۹۸.۳۴
۱۵	ساختمان علفزار	۳۸۶	۵۴.۶۶	۶۴.۵۱	۶۵.۲۸	۹۰.۳۱	۸۴.۲۰	۸۷.۵۶	۸۷.۵۶	۸۸.۳۴	۷۷.۹۸
۱۶	سنگ	۹۳	۹۰.۳۲	۹۱.۴۰	۹۴.۶۲	۱۰۰	۹۸.۹۲	۱۰۰	۹۸.۹۲	۱۰۰	۱۰۰
	دقت متوسط		۶۶.۴۶	۸۱.۶۹	۷۳.۸۱	۸۴.۵۲	۸۹.۰۲	۹۳.۱۴	۹۳.۰۲	۹۳.۵۵	۸۷.۴۱
	دقت نهایی		۵۹.۷۵	۷۴.۹۴	۶۸.۴۹	۷۶.۶۶	۸۴.۵۹	۸۸.۷۱	۸۸.۳۰	۹۱.۲۷	۸۵.۲۴
	ضریب کارپا		۰.۵۴	۰.۷۲	۰.۶۴	۰.۷۳	۰.۸۲	۰.۸۷	۰.۸۷	۰.۹۰	۰.۸۴



شکل ۵- تصاویر و دقت کلی حاصل از طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت بر روش‌های مختلف کدگذاری بر ازای ۲۰ نمونه آموزشی از هر کلاس برای تصویر Indian pines (الف) واقعیت زمینی (ب) روش SPAM با ۱۳ ویژگی (ج) روش SFBC با ۱۲ ویژگی (د) روش SDFC با ۱۲ ویژگی (ه) روش SFPC-S-2Bit با ۱۷ ویژگی (و) روش SFPC-S-4Bit با ۱۰ ویژگی (ز) روش CBOSE-2Bit با ۱۶ ویژگی (ح) روش CBOSE-4Bit با ۱۷ ویژگی (ط) روش CBOSE-5Bit با ۱۸ ویژگی (ی) روش CBOSE-6Bit با ۱۱ ویژگی

طیف بازتابندگی و مشتقات آن دیده می‌شود. همانطور که در جدول مشخص می‌باشد از میان گونه‌های مختلف

در جدول ۲ ماتریس خطا به ازای بهترین روش یعنی روش CBOSE به صورت ۵ بیت جهت کدگذاری داده‌های

مرحله تازه جوانه زده به علت عدم پوشش کامل و حضور خاک پس زمینه از دقت به نسبت پایین تری نسبت به دیگر گونه‌ها برخوردار هستند. همچنین از نکات مورد توجه به تفکیک پذیری بین گندم و جو از خانواده غلات با دیگر خانواده‌های گیاهی می‌توان اشاره نمود.

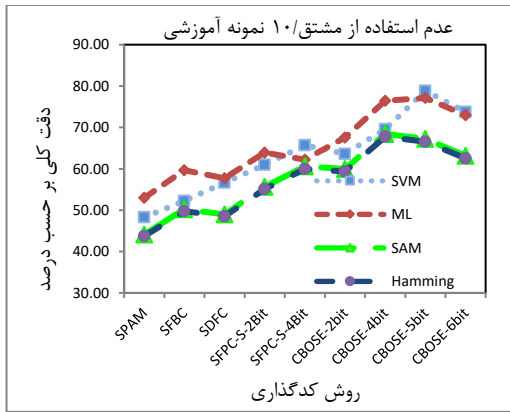
گیاهی گونه‌هایی مانند گندم، جو، یونجه، ذرت در مرحله رشد کامل و سویا در مرحله رشد متوسط و رشد کامل و همچنین سبزه از دقت بالایی در طبقه بندی ویژگی‌های استخراج شده از کدهای حاصله به روش بیشترین شباهت را دارا می‌باشند از طرفی ذرت در مراحل اولیه و سویا در

جدول ۲- ماتریس خطا به ازای اعمال طبقه بندی کننده بیشترین شباهت بر ویژگی های مستخرج از کدهای حاصله به روش CBOSE با استفاده از ۵ بیت جهت کدگذاری داده های طیف بازتابندگی و مشتقات آن بر حسب درصد- ۲۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس

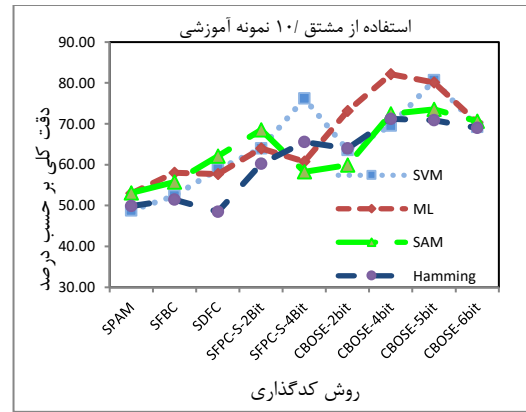
مقادیر زمینی	بیت نتیجه	ذرت- تازه جوانه زده	ذرت- رشد متوسط	ذرت- رشد کامل	سبزه- مرتع	سبزه- درخت	سبزه- چیده	علف خشک	جو	سویا- تازه جوانه زده	سویا- رشد متوسط	سویا- رشد کامل	گندم	چوب	ساختمان- علفزار	سنگ	رط
طبقه بندی نشده	۰	۰	۳/۳۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۱۸۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۷۱
یونجه	۹۳/۴۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۴۲
ذرت- تازه جوانه زده	۰	۸۷/۸۲	۴/۵۸	۰/۴۲	۰	۰	۰	۰	۰/۷۲	۱/۴۳	۰/۱۷	۰/۴۹	۰	۰	۰	۰	۱۳/۰۶
ذرت- رشد متوسط	۰	۰/۲۸	۶۹/۰۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۴۵	۰/۳۴	۰	۰	۰	۰	۰	۵/۷۶
ذرت- رشد کامل	۰	۰/۱۴	۲/۵۳	۹۶/۲۰	۰/۲۱	۰	۰	۰/۴۱	۰	۰	۰	۰/۹۸	۰	۰	۰	۰	۲/۵۰
سبزه- مرتع	۰	۰/۰۷	۰	۰/۴۲	۹۸/۷۶	۰	۰	۰	۰	۰/۱۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴/۷۰
سبزه- درخت	۴/۳۵	۰	۰/۱۲	۰	۰/۲۱	۹۹/۳۱	۰	۰	۰/۲۱	۰	۰	۰/۴۹	۰	۰	۰	۰	۷/۱۴
سبزه- مرتع چیده شده	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۲۷
علف خشک	۲/۱۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹۸/۹۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴/۶۲
جو	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۰/۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۲۰
سویا- تازه جوانه زده	۰	۳/۰۱	۰/۳۶	۰/۴۲	۰/۲۱	۰	۰	۰	۷۸/۱۹	۱/۳۸	۰/۱۷	۰/۴۹	۰	۰	۰	۰	۸/۲۳
سویا- رشد متوسط	۰	۸/۶۱	۱۸/۹۲	۰/۸۴	۰	۰/۴۱	۰	۰	۲۰/۷۸	۹۴/۰۵	۱/۳۵	۰	۰	۰	۰	۰	۲۷/۳۶
سویا- رشد کامل	۰	۰	۱/۰۸	۱/۶۹	۰/۶۲	۰/۲۷	۰	۰/۶۲	۰	۱/۴۳	۹۷/۹۸	۰	۰	۰	۰	۰	۶/۲۲
گندم	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹۷/۵۶	۰	۰	۰	۰	۱/۹۵
چوب	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹۸/۸۱	۵/۴۴	۰	۰	۱۲/۴۰
ساختمان- علفزار	۰	۰/۰۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۲۹	۰	۰	۱/۱۹	۸۸/۳۴	۰	۰	۳/۵۶
سنگ	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۰	۰	۰/۹۱
کل	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
صحت کلی: ۹۱/۲۷ ضریب کاپا: ۰/۹۰																	

روش‌های کدگذاری گردیده چرا که مشتق‌گیری باعث ایجاد ویژگی جدید جهت تفکیک پذیری بین کلاس‌ها شده است. از طرفی گونه‌های مختلف به علت تفاوت در ساختار بیوشیمیایی و بیوفیزیکی آن‌ها دارای نقاط جذبی با عرض و عمق متفاوتی در طول موج‌های مختلف هستند که تمایز عرض و عمق نقاط جذبی بین گونه‌های مختلف در مشتقات مراتب بالاتر از طیف بازتابندگی نسبت به طیف اصلی بارزتر بوده و تفکیک پذیری بیشتری را بین گونه‌های مختلف از خود نشان می‌دهد.

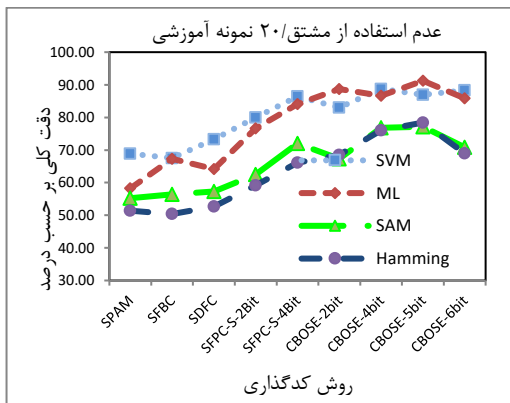
نتایج فوق حاصل از استفاده مشتقات مراتب بالا در کنار طیف اصلی است و در واقع کدگذاری بر روی طیف اصلی و مشتقات صورت گرفته است بنابراین ویژگی‌های انتخابی از طیف اصلی و مشتقات می‌باشد. جهت بررسی اثرگذاری مشتق بر روی نتایج، در مرحله‌ای بدون استفاده از مشتق، مراحل ذکر شده نیز تکرار گردید و نتایج دیگری حاصل شد. در شکل ۶ دقت کلی به دست آمده به ازای هر روش طبقه‌بندی بر روی روش‌های کدگذاری با استفاده و بدون استفاده از مشتق مشاهده می‌شود. همانگونه که ملاحظه می‌گردد اثر مشتق‌گیری از داده‌های طیف بازتابندگی منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی در همه



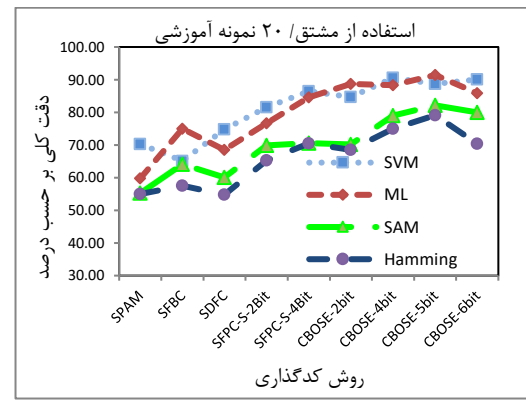
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۶- ماکزیمم دقت کلی (به ازای تعداد ویژگی‌های بهینه) به دست آمده از اعمال طبقه‌بندی کننده‌های مختلف بر روش‌های کدگذاری برای تصویر Indian pines در دو حالت استفاده و عدم استفاده از مشتق مراتب بالاتر (الف) ۱۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس - استفاده از مشتق (ب) ۱۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس - عدم استفاده از مشتق (ج) ۲۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس - استفاده از مشتق (د) ۲۰ نمونه آموزشی برای هر کلاس - عدم استفاده از مشتق

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

- از منابع ایجاد خطا می‌توان به دقت در نرم‌سازی داده‌های طیف بازتابندگی و تعیین حدآستانه‌های مناسب اشاره کرد.
- جهت تفکیک‌پذیری کلاس‌های متنوع گیاهی در ابعاد گسترده‌تر به منظور تصمیم‌گیری در سطح ملی، امکان سنجی توانایی تصاویر Multi Spectral با استفاده از روش‌های بیان شده می‌تواند در دستور کار محققین قرار گیرد.

- با توجه به نتایج حاصل شده می‌توان اذعان داشت که:
- با توجه به ماهیت کلاس‌های مختلف موجود در تصویر و نقاط جذبی متفاوت آن‌ها روش CBOSE به نسبت نتایج قابل قبولی را حاصل می‌کند.
- افزایش تعداد بیت‌ها تا ۵ بیت منجر به افزایش تعداد حد آستانه‌ها و از طرفی افزایش تفکیک‌پذیری بین کلاس‌های مختلف از لحاظ مقدار بازتابندگی گردیده که منجر به افزایش دقت در طبقه‌بندی به روش CBOSE می‌گردد.
- در میان انواع طبقه‌بندی کننده‌ها طبقه‌بندی کننده ML به نسبت دقت قابل قبولتری ارائه می‌دهد.
- مشتق‌گیری از داده‌های طیف بازتابندگی جهت افزایش دقت طبقه‌بندی با توجه به ایجاد ویژگی‌های بیشتر با تفکیک‌پذیری بهتر مناسب به نظر می‌رسد.

- [1] Zhang, J., Rivard, B., & Sanchez, A., (2004) Derivative Spectral Unmixing of Hyperspectral Data Applied to Mixtures of Lichen and Rock, *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 1934-1940.
- [2] Tsai, F., & Philpot, W., (1998) Derivative Analysis of Hyperspectral Data, *REMOTE SENS. ENVIRON*, 41-51.
- [3] Benjathapanun, N., Boyle, W. J. O., & Grattan, K. T. V., (1997) Binary Encoded 2nd-differential Spectrometry Using UV Vis Spectral Data and Neural Networks in the Estimation of Species Type and Concentration, *IEE Proc. Sci., Meas. Technol*, 144(2): 73-80.
- [4] Rezaei, Y., Mobasheri, M. R., & Valadan Zoej, M. J., (2008) Unsupervised Information Extraction Using Absorption Line In Hyperion Images, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing.
- [5] Sung, K. R., (2011) Spectral Matching using Bitmap Indices of Spectral Derivatives for the Analysis of Hyperspectral Imagery", Graduate Program in Geodetic Science and Surveying, The Ohio State University.
- [6] Schmidt, K.S., & Skidmore, A. K., (2003) Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment*, 85, 92-108.
- [7] Patil, R., Miao, X., Heaton, J., & Tracy, C. R., (2006) Detection And Classification of Plant Species Through Spectir Airborne Hyperspectral Imagery in Clark Country, NEVADA., *ASPRS 2006 Annual Conference Reno, Nevada*. May 1-5, 2006.
- [8] Rao, N.R., Garg, P., & Ghosh, S., (2007) Development of an agricultural crops spectral library and classification of crops at cultivar level using hyperspectral data. *Precision Agriculture*, 8(4-5), 173-185.
- [9] Sun, Y., Liu, X., Wu, Y., & Liao, C., (2008) Identifying hyperspectral characters of wetland spesies using in-situ data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. XXXVII: Part B7, Beijing.
- [10] Rao, N.R., Zbell, B., (2011) Existence of Characteristic Spectral Signatures for automated crop mapping by hyperspectral imaging. *Geocarto International*, 27:2, 103-118.
- [11] Aboelghar, M.A., Arafat, S. M., & Farag, E., (2013) Hyper Spectral Measurements as a Method for Potato Crop Characterization. *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*. Volume 2, Issue 1, pp. 122-129, Article ID ISSN 2320 – 0243.
- [12] Lin, F., Zhang, D., Huang, Y., Wang, X., & Chen, X., (2017) Detection of Corn and Weed Species by the Combination of Spectral, Shape and Textural Features. *Sustainability* 2017, 9, 1335; doi:10.3390/su9081335.
- [13] Chakravarty, S., (2008) Analysis on Hyperspectral Signature Coding, PHD Thesis, Faculty of the Graduate School of the University of Maryland, Maryland.
- [14] Goetz, A.F.H., Vane, G., Salomon, J. E., & Rock, B. N., (1985) Imaging spectrometry for Earth remote sensing, *Science*, 228: 1147-1153.
- [15] Jia, X.P., & Richards, J. A., (1993) Binary coding of imaging spectrometer data for fast spectral matching and classification, *Remote Sensing of Environment*, 43: 47-53.
- [16] Du, P., & Chen, Y., (2004) Study on Spectral Similarity Measure in Hyperspectral Remote Sensing Data, *IEEE*, : 268-271.
- [17] Savitzky, A., & Golay, M. J. E., (1964) Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Anal. Chem*, 1627-1639.
- [18] Qian, S., Hollinger, A.B., Williams, D., Manak, D., (1996), Fast Three-dimensional Data Compression of Hyperspectral Imagery Using Vector Quantization with Spectral-feature-Based Binary Coding, *Opt. Eng.*, 35(11): 3242-3249.
- [19] Chang, C.-I., Chakravarty, S., Chen, H.-M., & Ouyang, Y.-C., (2009) Spectral derivative feature coding for hyperspectral signature analysis, *Pattern Recognition*, 395-408.
- [20] Chang, C.-I., Chakravarty, S., Lo, Ch-Sh., and Lin, Ch. (2010) Spectral Feature Probabilistic Coding for Hyperspectral Signatures, *IEEE SENSORS JOURNAL*, VOL. 10, NO. 3, 395.
- [21] Ojaghloo, M., Mobasheri, M. R., Rezaei, Y., (2013) Hyperspectral Data Classification with Derivative in Spectral Space, *Iranian Remote Sensing & GIS* . VOL5. NO. 1.
- [22] Imani, M., Ghassemian, H., (2016) Binary coding based feature extraction in remote sensing high dimensional data, *Information Sciences* ,16-48.