

طبقه‌بندی زیرپیکسلی تصاویر ابرطیفی براساس تعمیم الگوریتم معاوضه پیکسلی و ارزیابی آن

حمید دهقانی و حسین رجایی

دانشکدهٔ پدافند غیر عامل، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

چکیده

قابلیت شناسایی ماهیتی پوشش‌های سطح در تصاویر ابرطیفی به‌نحو قابل توجهی فراهم شده است. در این تصاویر طیف بازتابی سطح در محدودهٔ مرئی و مادون قرمز نزدیک طیف الکترومغناطیس در باندهای بسیار باریک و پیوسته ثبت می‌شود. اما به‌دلایلی از جمله وجود پیکسل‌های مخلوط و پایین بودن قدرت تفکیک مکانی این تصاویر، شناسایی دقیق موقعیتی پوشش‌های سطح در آنها دشوار است. روش‌های طبقه‌بندی نرم امکان برآورد سهم طبقه‌ها را در داخل پیکسل‌های مخلوط فراهم می‌آورد؛ اما با استفاده از این روش‌ها تنها اطلاعات ماهیتی در سطح زیرپیکسل تولید شده و آرایش مکانی طبقه‌ها نامعلوم باقی می‌ماند. جهت حل این مشکل، روش‌هایی با نام SRM ارائه شده که مقادیر عضویت حاصل از طبقه‌بندی نرم را در زیرپیکسل‌ها جانمایی کرده و نقشه پوششی با توان تفکیک بالاتری تولید می‌کند. در این مقاله، از روش معاوضهٔ پیکسلی، به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های SRM استفاده و با تکرار آن برای هر طبقه، حالت چندکلاسه آن ایجاد شد. نکته اساسی که در طبقه‌بندی زیرپیکسلی مطرح می‌شود، ارزیابی این نوع طبقه‌بندی‌کننده‌ها است، که به‌دلیل اثرگذاری پارامترهای متنوع در طبقه‌بندی زیرپیکسلی، پیچیده است. از این رو به‌عنوان فعالیتی اصلی و نوآورانه اثرگذاری دو پارامتر سطح همسایگی و ضریب بزرگ‌نمایی در روش معاوضهٔ پیکسلی تعمیم، شبیه‌سازی و تحلیل شده است. برای این منظور چارچوبی برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی زیرپیکسلی، به دو صورت مستقل از خطای طبقه‌بندی نرم و وابسته به آن، پیشنهاد شد.

واژگان کلیدی: تصویر ابرطیفی، طبقه‌بندی زیرپیکسل، ارزیابی طبقه‌بندی ریزپیکسلی، روش معاوضهٔ پیکسلی، الگوریتم SRM.

۱- مقدمه

یک فرض اساسی که به‌طور معمول در طبقه‌بندی سخت^۱ تصاویر سنجش از دور در نظر گرفته می‌شود، این است که هر پیکسل تصویر، نشان‌گر سطحی از زمین است که تنها شامل یک نوع طبقه یا یک نوع پوشش است. این فرض در مورد پیکسل‌های مخلوط^۲ که به‌طور معمول بخش قابل ملاحظه‌ای از پیکسل‌های تصویر را شامل می‌شوند، صادق نیست (فودی و همکاران، ۲۰۰۶). پیکسل‌های مخلوط، به‌دلیل عدم مناسب بودن اندازهٔ پیکسل‌ها، به‌ویژه در مرز طبقه‌ها رخ می‌دهند. روش‌های طبقه‌بندی سخت (مانند بیشترین شباهت) قادر به مدل‌سازی دقیق آنها و استخراج اطلاعات در سطح زیرپیکسل نیستند. از طرفی، تصاویر

ابرطیفی^۳ با توجه به قدرت تفکیک طیفی بالا، در مقایسه با تصاویر چندطیفی، قابلیت تحلیل‌های زیر پیکسلی را فراهم آورده اند. با این وجود، قدرت تفکیک مکانی بسیاری از سنجنده‌های ماهواره‌ای ابرطیفی در مقایسه با قدرت تفکیک طیفی آنها بسیار پایین است. بنابراین اهداف مورد نظر ممکن است از لحاظ طیفی شناسایی شوند؛ ولی با توجه به ابعاد کم آنها (واقع شدن در پیکسل‌های مخلوط)، احتمال کمی برای شناسایی آنها از لحاظ مکانی وجود دارد. به‌منظور بهره‌گیری از اطلاعات طیفی بالای این تصاویر در سطح زیرپیکسل، روش‌های مختلف تجزیهٔ طیفی و طبقه‌بندی نرم^۴ توسعه یافته است. این روش‌ها، سهم طبقه‌های مختلف موجود در هر پیکسل مخلوط را برآورد کرده و بدین ترتیب

³ Hyper-spectral

⁴ Soft Classification

¹ Hard Classification

² Mixed Pixel

عدم قطعیت ماهیتی پیکسل‌ها را نسبت به روش‌های طبقه‌بندی سخت کاهش می‌دهند. اما، آرایش مکانی مربوط به سهم طبقه‌های برآوردشده در سطح پیکسل مخلوط نامعلوم باقی می‌ماند. این مشکل، عامل مهم محدودیت استفاده از تصاویر ابرطیفی در تولید نقشه پوششی/کاربری و کشف مکانی اهداف زمینی در سطح زیرپیکسل است. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های موسوم به SRM^۱ جهت بهینه‌سازی آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها و در نتیجه تولید نقشه پوششی در سطح زیرپیکسل، توسعه یافته است. در واقع روش‌های SRM یک فرآیند پس‌پردازش است که نقشه‌های فراوانی^۲ حاصل از طبقه‌بندی نرم را به یک نقشه طبقه‌بندی سخت با قدرت تفکیک مکانی بهتر از تصویر اصلی تبدیل می‌کند. به عبارت دیگر مفهومی با نام طبقه‌بندی زیرپیکسلی^۳ شکل گرفته است.

در سال‌های اخیر روش‌های مختلفی از SRM مانند الگوریتم ژنتیک (مرتز و همکاران، ۲۰۰۳)، شبکه عصبی Hopfield (تاتم و همکاران، ۲۰۰۲) و معاوضه پیکسلی^۴ (اتکینسون و همکاران، ۲۰۰۵) و (تورنتن و همکاران، ۲۰۰۶) ارائه شده است. در این راستا، الگوریتم معاوضه پیکسلی جزء روش‌های مورد توجه در حوزه SRM است (ویلا و همکاران، ۲۰۱۱)، (اتکینسون و همکاران، ۲۰۰۵) و (تورنتن و همکاران، ۲۰۰۶). این الگوریتم مبتنی بر اصول بهینه‌سازی مکانی بوده و با بیشینه‌کردن وابستگی مکانی بین پیکسل‌ها، آرایش بهینه زیرپیکسل‌ها را تعیین می‌کند (اتکینسون و همکاران، ۲۰۰۵) و (کاستکاسم و همکاران، ۲۰۰۵). الگوریتم معاوضه پیکسلی حالت دودویی داشته و برای حالت دوطبقه ارائه شده است. از این رو در این مقاله با تعمیم آن برای حالت چند طبقه، SRM توسعه‌یافته‌ای براساس الگوریتم معاوضه پیکسلی ارائه شده است.

یکی از موضوعاتی که در حوزه طبقه‌بندی زیرپیکسلی، کمتر مورد توجه قرار گرفته است، ارزیابی عملکرد این نوع طبقه‌بندی است. یکی از علل آن تأثیرگذار بودن پارامترهای مختلف و متنوع در عملکرد این نوع طبقه‌بندی است. از این رو به عنوان یک فعالیت اصلی در این مقاله، به موضوع ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی زیرپیکسلی پرداخته شده است. از جمله مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار در عملکرد طبقه‌بندی‌کننده‌های زیرپیکسلی، به دو پارامتر

مهم سطح همسایگی و ضریب بزرگنمایی^۵ می‌توان اشاره کرد. از این رو در این مقاله در عملکرد SRM توسعه یافته، این دو پارامتر بررسی و تحلیل شده است و الگویی برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی زیرپیکسلی به دو صورت مستقل از خطای طبقه‌بندی نرم و وابسته به آن، ارائه شده است.

۲- طبقه‌بندی زیرپیکسلی

شناسایی اهداف مبتنی بر پردازش تصاویر ماهواره‌ای از اهمیت به‌سزایی در استخراج اطلاعات در مورد فعالیت‌ها، منابع، توانمندی‌ها و موقعیت‌ها برخوردار است (خزائی و همایونی، ۱۳۸۹). در این راستا، تصاویر ابرطیفی با ثبت اطلاعات در تعداد باندهای طیفی زیاد، امکان شناسایی ماهیت عوارض را به‌طور قابل ملاحظه‌ای در مقایسه با تصاویر چندطیفی افزایش داده است (چنگ و همکاران، ۲۰۰۷). با این وجود، قدرت تفکیک طیفی و قدرت تفکیک مکانی سنجنده‌ها، رابطه معکوس داشته (گنزالس و همکاران، ۲۰۰۴) و با افزایش قدرت تفکیک طیفی (مانند تصاویر ابرطیفی)، قدرت تفکیک مکانی تصاویر کاهش می‌یابد. بنابراین استخراج هر دو نوع اطلاعات ماهیتی و موقعیتی، به‌صورت زیرپیکسل، می‌تواند انگیزه پژوهشی بسیار زیادی را در مورد تصاویر ابرطیفی به همراه داشته باشد. براساس آنچه بیان شد در طبقه‌بندی زیرپیکسلی هم باید نوع و میزان پوشش‌ها در سطح زیرپیکسل تعیین و هم باید مکان این پوشش‌ها در سطح زیرپیکسل مشخص شود. برای این منظور در ادامه دو مفهوم طبقه‌بندی نرم به عنوان ابزار تعیین‌کننده ماهیت و الگوریتم SRM به عنوان ابزار تعیین‌کننده موقعیت، به‌صورت خلاصه معرفی می‌شوند.

۲-۱- طبقه‌بندی نرم تصاویر سنجش از دور

خروجی طبقه‌بندی نرم مجموعه‌ای از تصاویر (به‌ازای هر طبقه یک تصویر) است که برای هر پیکسل، درجه تعلق مربوط به هر طبقه را مشخص می‌کند. این تصاویر خاکستری، نقشه‌های فراوانی یا نقشه‌های نسبتی نامیده می‌شوند و در آنها تعلق ۱۰۰٪ با رنگ سفید و تعلق ۰٪ با رنگ سیاه نمایش داده می‌شود (شکل ۱).

روش‌های مختلفی مانند مدل تجزیه طیفی خطی (گارسیا هارو و همکاران، ۱۹۹۶)، فازی c-means، شبکه‌های عصبی FFBP (پاولا و همکاران، ۱۹۹۵) و

^۱ Super Resolution Mapping

^۲ Proportional Maps

^۳ Sub-pixel Classification

^۴ Pixel Swapping

^۵ Zoom Factor

حاصل اجرای مراحل بالا تولید نقشه فراوانی یا نقشه نسبتی برای اجزای پایه (طبقه‌ها) انتخاب‌شده برای صحنه می‌باشد. با این وجود، تنها با تکیه بر اطلاعات حاصل از روش‌های طبقه‌بندی نرم نمی‌توان نقشه پوششی در سطح زیرپیکسل تولید کرد. جهت تولید نقشه پوششی و شناسایی موقعیت پوشش‌ها در سطح زیرپیکسل، جانمایی سهم طبقه‌های برآوردشده توسط LSMM در سطح هر پیکسل تصویر ضروری است. بدین منظور الگوریتم‌هایی تحت عنوان SRM جهت بهینه‌سازی آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها توسعه یافته که الگوریتم معاوضه پیکسلی به‌عنوان یک روش بهینه‌سازی مکانی^۳ در این حوزه مطرح است.

۲-۱- الگوریتم SRM

الگوریتم SRM اجزای داخلی یک پیکسل از تصویر را براساس وابستگی مکانی تخمین می‌زند. از منظر طیفی، میزان تخمینی اجزاء اصلی در یک پیکسل مخلوط یا ترکیبی توسط الگوریتم SRM با تناسب ترکیب طیفی اجزای اصلی در طیف پیکسل، تعیین می‌شود. پایه و اساس موقعیت دهی اجزای اصلی در سطح زیر پیکسل‌های یک پیکسل ترکیبی، این است که اجزای اصلی در پیکسل‌های مجاور، در زیرپیکسل‌های نزدیک به هم قرار می‌گیرند (جیو زنگ و همکاران، ۲۰۰۸) و (میانجی و همکاران، ۲۰۱۰). روند کلی این الگوریتم در شکل (۲) نشان داده شده است.

از مزیت‌های مهم روش‌های SRM می‌توان به امکان تهیه نقشه با قدرت تفکیک مکانی بالا از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی متوسط یا پایین (مانند تصاویر ابرطیفی) اشاره کرد. به عبارت دیگر این الگوریتم هر دو قابلیت قدرت تفکیک طیفی و مکانی بالا را به صورت توأم فراهم می‌نماید. روند کلی استفاده از الگوریتم SRM برای رسیدن به اطلاعات موقعیتی و ماهیتی در سطح زیر پیکسل در شکل (۳) نشان داده شده است. همان‌گونه که این بلوک روندنما نشان می‌دهد، نتایج طبقه‌بندی نرم، یک تصویر ابرطیفی یا نقشه‌های فراوانی به‌عنوان ورودی الگوریتم SRM مورد استفاده قرار می‌گیرند. تشریح الگوریتم معاوضه پیکسلی به‌عنوان یکی از روش‌های SRM در بخش سوم مقاله صورت گرفته است.

۳- تعمیم الگوریتم معاوضه پیکسلی

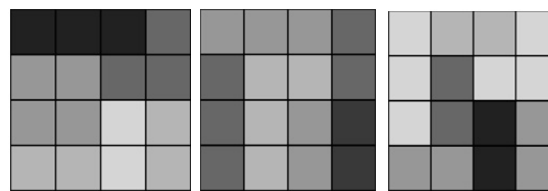
در الگوریتم SRM سهم تعلق به‌دست‌آمده از طبقه‌بندی نرم برای طبقه شماره k در پیکسل با مختصات (x, y) به‌صورت

^۳ Spatial Optimization

(اتکینسون و همکاران، ۱۹۹۷) و الگوریتم نرم‌شده ماشین بردار پشتیبان (براون و همکاران، ۲۰۰۳) برای طبقه‌بندی نرم ارائه شده است. با این وجود، در نظر گرفتن مدل ترکیب طیفی خطی ($LSMM^1$) جزو شناخته‌ترین مدل‌ها در این حوزه محسوب می‌شود و به‌طور گسترده برای استخراج اطلاعات زیرپیکسل مورد استفاده قرار گرفته است (کراس و همکاران، ۱۹۹۱)، (دراک و همکاران، ۲۰۰۰) و (لوکاس و همکاران، ۲۰۰۲).

مدل LSMM یک مدل متداول برای حل مشکل پیکسل‌های مخلوط بوده و بر این فرض است که طیف دریافتی از عوارض مختلف داخل پیکسل، به‌صورت خطی ترکیب می‌شوند (لوکاس و همکاران، ۲۰۰۲). بر این اساس رفتار طیفی (x_k) مربوط به پیکسل k به‌صورت مجموع وزن‌دار خطی رفتار طیفی طبقه‌های تشکیل‌دهنده آن است (ستل و همکاران، ۱۹۹۳) و طبق رابطه ۱ تعریف می‌شود:

$$x_k = Ef + e \quad (1)$$



(شکل-۱): نقشه‌های فراوانی حاصل از طبقه‌بندی نرم مربوط به سه طبقه

در این رابطه E یک ماتریس $q \times c$ است که q تعداد باندها و c تعداد طبقه‌ها می‌باشد. f برداری به طول c است که فراوانی طبقه‌ها را در منطقه‌ای که توسط پیکسل نمایش داده شده، ارائه می‌کند. e نیز خطای باقی‌مانده را نشان می‌دهد. همچنین ستون‌های ماتریس E مربوط به طیف اجزای خالص می‌باشند. تعیین این اجزای خالص، نقش تعیین‌کننده‌ای در برآورد فراوانی‌ها ایفا می‌کند (اتکینسون و همکاران، ۱۹۹۷)، (ویلیامسون و همکاران، ۱۹۹۴) و (ویو و همکاران، ۲۰۰۳).

با فرض برقرار مدل LSMM مراحل کلی این نوع طبقه‌بندی به‌صورت زیر است:

- ۱- کاهش بعد: با هدف کاهش نوفه و کاهش بار محاسباتی
- ۲- استخراج طیف مواد یا اجزای پایه^۲ یا خالص
- ۳- وارون‌سازی ترکیب خطی با استفاده از ابزارهای پردازشی فاصله یا شباهت در فضای ویژگی

¹ Linear Spectral Mixture Model

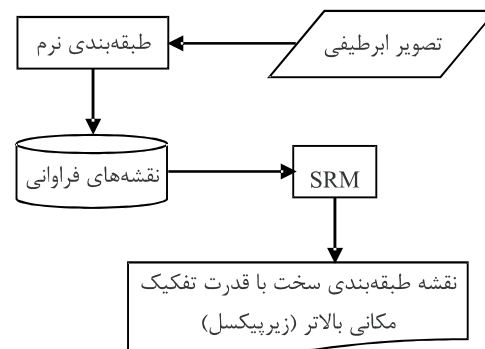
² Endmember

$F_k(x, y)$ مفروض است. با تعیین ضریب بزرگ‌نمایی (ZF)، هر پیکسل به تعداد $ZF \times ZF$ زیرپیکسل تقسیم می‌شود. بدین ترتیب تعداد زیرپیکسل‌های هر طبقه در پیکسل (x, y) ، $NSP_k(x, y)$ ، با توجه به سهم تعلق به دست‌آمده از طبقه‌بندی نرم برای آن طبقه، محاسبه می‌شود (رابطه ۲)؛ سپس زیرپیکسل‌های مربوط به هر پیکسل به‌طور تصادفی جانمایی اولیه می‌شوند.

$$NSP_k(x, y) = [F_k(x, y) \times ZF^2] \quad (2)$$

<table><tr><td></td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td></td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td></td></tr><tr><td></td><td>A</td><td>A</td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td>A</td><td></td><td></td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td>A</td><td></td><td></td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr></table> (ج)		A	A	A	A	A		A	A	A	A			A	A							A						A									<table><tr><td></td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td></td><td>A</td><td>A</td><td></td><td>A</td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td>A</td><td></td><td></td></tr><tr><td>A</td><td></td><td>A</td><td>A</td><td></td><td></td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr><tr><td></td><td></td><td></td><td>A</td><td></td><td></td></tr></table> (ب)		A	A	A	A	A	A		A	A		A				A			A		A	A												A			<table><tr><td>%٥٠ A</td><td>A</td><td>%٧٥</td></tr><tr><td>%١٠٠</td><td>A</td><td>%١٠ A</td></tr><tr><td>%٢٥ A</td><td>%٧٥ A</td><td>%٢٠ A</td></tr><tr><td>%٠ A</td><td>%٢٥ A</td><td>%٠ A</td></tr></table> (الف)	%٥٠ A	A	%٧٥	%١٠٠	A	%١٠ A	%٢٥ A	%٧٥ A	%٢٠ A	%٠ A	%٢٥ A	%٠ A
	A	A	A	A	A																																																																																	
	A	A	A	A																																																																																		
	A	A																																																																																				
			A																																																																																			
			A																																																																																			
	A	A	A	A	A																																																																																	
A		A	A		A																																																																																	
			A																																																																																			
A		A	A																																																																																			
			A																																																																																			
%٥٠ A	A	%٧٥																																																																																				
%١٠٠	A	%١٠ A																																																																																				
%٢٥ A	%٧٥ A	%٢٠ A																																																																																				
%٠ A	%٢٥ A	%٠ A																																																																																				

(شکل - ۲): مفهوم کلی الگوریتم SRM. (الف): نه پیکسل با درصد فراوانی پوشش A. (ب): ایجاد ۴ زیر پیکسل‌ها در هر پیکسل ترکیبی و تعیین محتوای آنها براساس درصد فراوانی. (ج): تعیین موقعیت زیر پیکسل‌ها براساس همسایگی



(شکل - ۳): روند کلی شناسایی موقعیتی و ماهیتی اهداف در سطح زیرپیکسل

بعد از جانمایی اولیه زیرپیکسل‌ها، به‌منظور دستیابی به آرایش بهینه، وابستگی مکانی پیکسل‌ها به‌عنوان تابع هدف بیشینه‌سازی می‌شود. بر این اساس، زیرپیکسل‌ها باید از نظر مکانی به پیکسل‌های مجاور با مشابهت ماهیتی بالا، نزدیک باشند. بدین منظور برای هر زیرپیکسل، میزان جاذبه به‌عنوان تابعی از فاصله و سهم پیکسل‌های همسایه محاسبه می‌شود (رابطه ۳، شکل ۴).

$$A_k(u, v) = \sum_{j=1}^n W(x_j, y_j) \times F_k(x_j, y_j) \quad (3)$$

در رابطه بالا، $A_k(u, v)$ میزان جاذبه زیرپیکسل با مختصات (u, v) نسبت به طبقه k است. $F_k(x_j, y_j)$ سهم طبقه k در پیکسل همسایه z ام بوده و n تعداد پیکسل‌های

همسایه است. همچنین $W(x_j, y_j)$ تابع وزن نسبت به پیکسل همسایه z ام است که به‌عنوان تابعی از فاصله بین زیرپیکسل مورد نظر و پیکسل همسایه، $d(x_j, y_j)$ در نظر گرفته می‌شود. به‌عنوان نمونه می‌توان این تابع را به‌صورت معکوس فاصله بین زیرپیکسل مورد نظر و پیکسل‌های همسایه لحاظ کرد (رابطه ۴). بدین ترتیب میزان جاذبه در یک زیرپیکسل، با سهم طبقه مورد نظر در پیکسل‌های همسایه رابطه مستقیم و با فاصله رابطه معکوس دارد.

$$W(x_j, y_j) = 1/d(x_j, y_j), \quad d(x_j, y_j) = \text{dist}[(u, v), (x_j, y_j)] \quad (4)$$

پس از جانمایی نخستین و محاسبه جاذبه زیرپیکسل‌ها، برچسب زیرپیکسل‌ها در داخل هر پیکسل به‌گونه‌ای تعویض می‌شوند که مجموع جاذبه‌های زیرپیکسل‌ها بیشینه شود. این فرآیند بهینه‌سازی آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها توسط Atkinson (اتکینسون و همکاران، ۲۰۰۹) برای حالت دو طبقه‌ای (دودویی) طراحی شده است. در این الگوریتم به‌ازای هر یک از طبقه‌ها، روند زیر بر روی تمام پیکسل‌های تصویر دنبال می‌شود.

فرض کنید طبقه مورد نظر طبقه k ام و پیکسل مورد بررسی در موقعیت (x, y) واقع شده باشد؛ ابتدا جایگاه زیرپیکسلی با برچسب طبقه k ام که کمترین جاذبه نسبت به این طبقه را داشته باشد، تعیین می‌شود؛ موقعیت این جایگاه زیرپیکسلی (u_1, v_1) است (رابطه ۵).

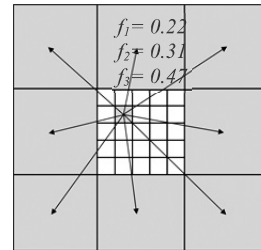
$$(u_1, v_1) = \text{Arg min} \{A_k(u, v) | (u, v) \in k\} \quad (5)$$

در ادامه جایگاه‌های زیرپیکسلی دارای برچسبی غیر از طبقه مورد بررسی $(k' \neq k)$ برای یافتن بیشینه مقدار جاذبه نسبت به طبقه k ام مورد جستجو قرار می‌گیرد. موقعیت این جایگاه زیرپیکسلی (u_2, v_2) در نظر گرفته می‌شود (رابطه ۶).

$$(u_2, v_2) = \text{Arg max} \{A_k(u, v) | (u, v) \in k', k' \neq k\} \quad (6)$$

برای دو جایگاه زیرپیکسلی تعیین‌شده، جاذبه نسبت به طبقه k ام مقایسه می‌شود و اگر جاذبه جایگاه با مختصات (u_1, v_1) کمتر از جاذبه جایگاه با مختصات (u_2, v_2) باشد، برچسب طبقه‌ها برای این دو زیرپیکسل تعویض می‌شوند (رابطه ۷). در غیر این صورت هیچ تغییری صورت نمی‌پذیرد.

$$\text{if } A_k(u_1, v_1) < A_k(u_2, v_2) \\ \text{then } (u_1, v_1) \in k' \text{ and } (u_2, v_2) \in k \quad (7)$$



(شکل - ۴): محاسبه جاذبه برای جایگاه‌های زیرپیکسلی

در این مقاله با تکرار الگوریتم دودویی معاوضه پیکسلی برای هر طبقه، حالت چندطبقه SRM توسعه داده شده است. برای این منظور پس از تکمیل مراحل بالا برای کلیه پیکسل‌های تصویری، روند ذکرشده در مورد سایر طبقه‌ها نیز تکرار می‌شود. برای توقف تکرار، تعداد مشخصی تکرار در نظر گرفته می‌شود یا تا زمانی که الگوریتم بهینه‌سازی تغییرات کمتر از یک سطح آستانه‌ای را در جایگاه‌های زیرپیکسلی ایجاد کند، ادامه می‌یابد. برای تعیین این که این فرایند پردازشی از چه طبقه‌ای شروع شود از احتمال پیشین یا درصد حضور طبقه‌ها در تصویر، به‌دست‌آمده از طبقه‌بندی سخت استفاده شده است. هر طبقه‌ای که احتمال پیشین بالاتر یا درصد حضور بیشتری در تصویر داشته باشد، در الگوریتم SRM توسعه‌یافته، ابتدا در نظر گرفته می‌شود.

۳-۱- ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی

زیرپیکسلی

با توجه به نوابودن پردازش‌های زیر پیکسلی نسبت به حوزه های پردازشی دیگر در سنجش از دور، ارائه روش‌هایی برای ارزیابی عملکرد این نوع پردازش‌ها و تحلیل پارامترهای تاثیرگذار در آنها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بدین منظور در این مقاله علاوه‌بر ایجاد امکان محاسبه صحت طبقه‌بندی زیرپیکسلی، تأثیر پارامترهایی مانند ضریب بزرگ‌نمایی و سطح همسایگی در نتایج طبقه‌بندی زیرپیکسلی مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است. در این راستا، صحت کلی الگوریتم به‌ازای مقادیر مختلف ضریب بزرگ‌نمایی و همچنین سطوح همسایگی نخست تا پنجم محاسبه و ارزیابی شده است.

در این پژوهش به دو شیوه، دقت کلی الگوریتم، ارزیابی شده است. در روش نخست، ورودی الگوریتم معاوضه پیکسلی بدون خطا در نظر گرفته شده و دقت الگوریتم تنها در فرآیند جانمایی زیرپیکسل‌ها بررسی شده است. بدین منظور نقشه‌های فراوانی شبیه‌سازی شده مورد استفاده قرار

گرفته است. جهت شبیه‌سازی سهم طبقه‌ها به‌طور دقیق و بدون خطا، تصویر مورد نظر با یک طبقه‌بندی‌کننده سخت برچسب‌گذاری شده و با حرکت دادن پنجره‌های با ابعاد $ZF \times ZF$ ، پیکسل‌های واقع در هر پنجره، به‌عنوان زیرپیکسل‌های یک پیکسل بزرگ معادل با ابعاد پنجره مورد نظر، لحاظ شده است. بدین ترتیب با شمارش تعداد زیرپیکسل‌های متعلق به هر یک از طبقه‌ها، فراوانی طبقه‌ها در تصویر با ابعاد کاهش‌یافته^۱، تعیین می‌شود. با فراهم‌آمدن ورودی الگوریتم معاوضه پیکسلی، نقشه پوشش‌ها در سطح زیرپیکسل تولید شده و با درنظرگرفتن نقشه طبقه‌بندی سخت، به‌عنوان مرجع، صحت کلی الگوریتم با تشکیل ماتریس خطا برآورد شده است (شکل ۵). با استفاده از این روش امکان بررسی عملکرد الگوریتم معاوضه پیکسلی بدون متأثرشدن از خطای ورودی فراهم می‌شود.

در روش دوم، برای لحاظ کردن خطای مربوط به طبقه‌بندی نرم، با میانگین‌گیری طیفی از پیکسل‌های واقع در پنجره‌های تعریف‌شده با ابعاد $ZF \times ZF$ ، ابعاد تصویر اصلی کاهش یافته و در یک فرآیند معکوس و با استفاده از الگوریتم معاوضه پیکسلی، نقشه در سطح زیرپیکسل (هم‌بعد با تصویر اصلی) تولید شد. این امر امکان ارزیابی الگوریتم را با مرجع قراردادن نقشه طبقه‌بندی سخت مربوط به تصویر اصلی فراهم می‌کند (شکل ۶).

داده‌های ورودی برای الگوریتم SRM را به هر سه روش بدون نظارت، نیمه‌نظارت‌شده و نظارت‌شده می‌توان تهیه کرد. در روش نظارت‌شده می‌توان از الگوریتم (شاخص خلوص پیکسل) PPI^2 (در اینجا خلوص از منظر علم مواد مورد نظر نیست، بلکه از نظر خالص بودن یک پوشش یا تک‌پوششی بودن یک پیکسل مورد توجه است. در تصاویر استفاده‌شده در این مقاله چنین پیکسل‌هایی وجود دارد). برای شناسایی پیکسل‌های خالص و از مدل ترکیب خطی (الگوریتم FCLS) برای تولید نقشه‌های نسبتی استفاده کرد. در روش نیمه‌نظارت‌شده، روش‌های استخراج اعضا را در تجزیه طیفی جهت تعیین اجزای اصلی و پایگاه داده کتابخانه طیفی را برای شناسایی اجزای اصلی به کار می‌برند؛ اما، به‌هرحال در هر سه روش می‌توان از خروجی نقشه‌های طبقه‌بندی سخت استفاده کرد. این خروجی می‌تواند توسط الگوریتم‌های طبقه‌بندی بانظارت یا بدون نظارت به‌دست آمده باشد.

¹ Degraded Image

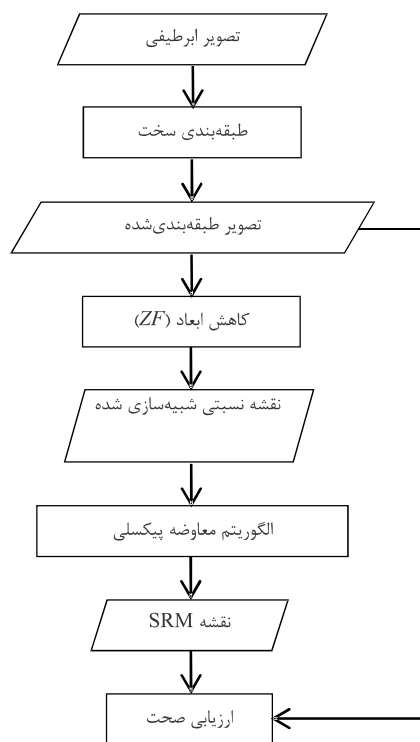
² Pixel Purity Index (PPI)

سال ۱۳۹۵ شماره ۱ پیاپی ۲۷

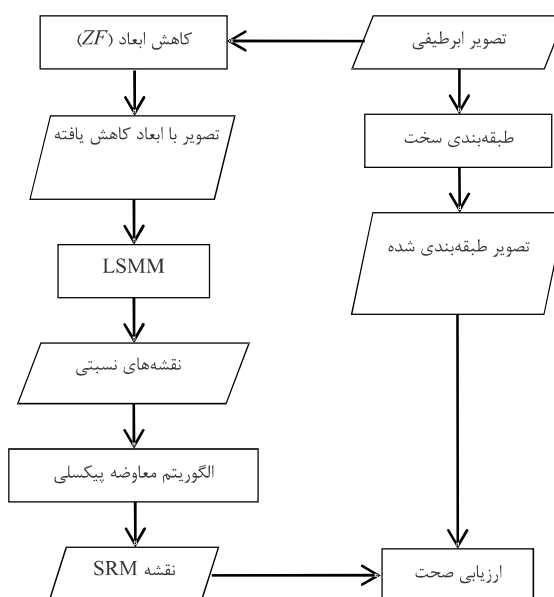
(۷). تصویر دارای ۲۲۰ باندهای طیفی از $0.4 - 2.5 \mu m$ است. چهار باند طیفی پس از انجام تصحیحات اتمسفری، حذف شده‌اند. ابعاد تصویر، 145×145 پیکسل و دارای شانزده پوشش زمینی است. در اینجا برای آزمایش یک زیرمجموعه 72×48 پیکسلی از تصویر اصلی انتخاب شده است (گوشه پایین سمت چپ). منطقه انتخاب شده دارای پنج پوشش زمینی است.

در ابتدا منطقه انتخاب شده توسط یک فیلتر 2×2 کاهش بعد مکانی (پیکسلی) داده می‌شود؛ سپس، تصویر کاهش پیکسل داده شده توسط الگوریتم SVM طبقه‌بندی می‌شود. برای آموزش، از هر پوشش زمینی در نقشه صحیح زمینی، بیست نمونه آموزشی اخذ شده است. خروجی این طبقه‌بندی، ورودی مورد نیاز برای الگوریتم معاوضه پیکسلی را تأمین می‌کند. نتایج در شکل (۸) نمایش داده شده است. در شکل (۸) نتایج حاصل از طبقه‌بندی سخت و نقشه زیرپیکسل مربوط به طبقه‌های موجود در تصویر (مزارع کشاورزی) ارائه شده است. نخست به منظور ارزیابی الگوریتم معاوضه پیکسلی به طور مستقل از خطای طبقه‌بندی نرم، نقشه طبقه‌بندی سخت منطقه با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) تهیه شد شکل (۸-پ)؛ سپس با در نظر گرفتن مقادیر مختلف برای ضریب بزرگ‌نمایی، سهم طبقه‌های مختلف شبیه‌سازی شده و براساس آن زیرپیکسل‌ها به طور تصادفی، جانمایی اولیه شده‌اند شکل (۸-ت). در ادامه با جانمایی اولیه زیرپیکسل‌ها و بهینه‌سازی آن توسط الگوریتم معاوضه پیکسلی، نقشه پوشش در سطح زیرپیکسل منطقه مورد مطالعه تولید شده است شکل (۸-ث). لازم به ذکر است که در این بررسی از تابع معکوس فاصله استفاده شده است. با این‌که در برخی پژوهش‌های دیگر از ضرایب متفاوت برای پیکسل‌های همسایه به عنوان معیار فاصله بهره گرفته شده، در این پژوهش جهت افزایش دقت، فاصله پیکسل‌ها براساس مربع واحد لحاظ شده است؛ همچنین پس از تولید نقشه در سطح زیرپیکسل از فیلتر بیش‌تر به منظور کاهش نوفه ناشی از نتایج طبقه‌بندی نرم استفاده می‌شود.

با مقایسه بصری، نتایج حاصل از الگوریتم معاوضه پیکسلی با فراهم آوردن اطلاعات زیرپیکسلی در مقایسه با نتایج طبقه‌بندی سخت بسیار نرم‌تر و حاوی اطلاعات بیشتری است. برای درک بهتر این مسئله، صحت طبقه‌بندی برای طبقه‌بندی‌کننده SVM و روش ارائه شده به کمک



(شکل - ۵): روند ارزیابی الگوریتم معاوضه پیکسلی، بدون تأثیرپذیری از خطای ورودی الگوریتم

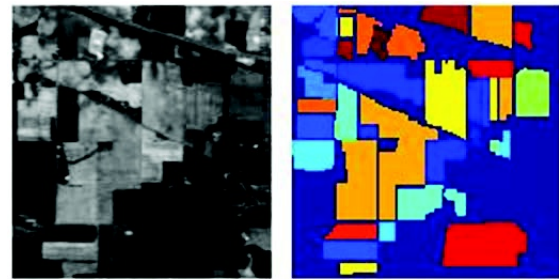


(شکل - ۶): روند ارزیابی الگوریتم معاوضه پیکسلی با لحاظ کردن خطای ورودی الگوریتم

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این پژوهش از دو تصویر ابرطیفی استفاده شده است. تصویر نخست مربوط به سنجنده AVIRIS است که از منطقه‌ای کشاورزی در Indiana اخذ شده است. این تصویر به طور گسترده‌ای برای اهداف طبقه‌بندی و تجزیه طیفی به عنوان تصویر آزمایشی مورد استفاده قرار می‌گیرد شکل

مقایسه نتایج به دست آمده با نقشه صحیح زمینی، محاسبه و نتایج در جدول (۱) ارائه شده است.



(شکل - ۷): تصویر ابرطیفی از سنجنده AVIRIS مربوط به منطقه‌ای کشاورزی در Indiana است، (الف) باند ۳۰ از تصویر مربوطه، (ب) نقشه صحیح زمینی

(جدول - ۱): نتایج حاصل از صحت طبقه‌بندی انجام شده توسط الگوریتم SVM و روش SRM تعمیم داده شده

SRM تعمیم داده شده	SVM	کلاس
۹۵٪	۹۳٪	کلاس ۱
۸۹٪	۸۶٪	کلاس ۲
۹۵٪	۹۶٪	کلاس ۳
۸۴٪	۷۸٪	کلاس ۴
۸۸٪	۸۳٪	کلاس ۵

در ادامه جهت ارزیابی تأثیر سطح همسایگی و ضریب بزرگنمایی در صحت نتایج، الگوریتم معاوضه پیکسلی با سطوح همسایگی و مقادیر ضریب بزرگنمایی مختلف پیاده‌سازی شده است. نتایج طبقه‌بندی نرم برای چهار ضریب بزرگنمایی مختلف در شکل (۹) نمایش داده شده است. نتایج کامل‌تر با تشکیل ماتریس خطا، در جداول (۲) و (۳) در حضور خطای طبقه‌بندی نرم و بدون حضور آن، ارائه شده است.

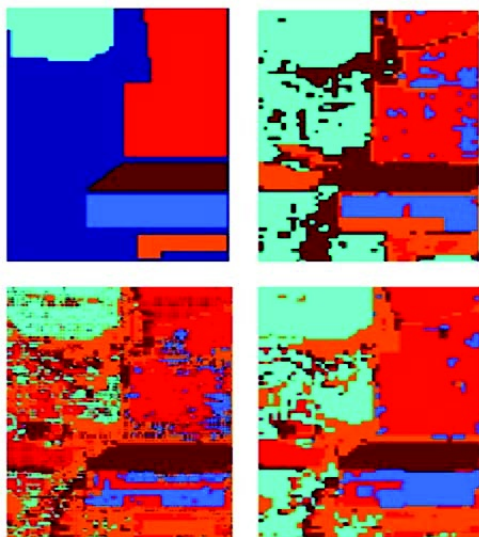
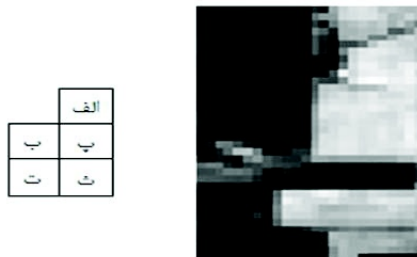
بر اساس نتایج به دست آمده، افزایش ضریب بزرگنمایی موجب کاهش صحت کلی الگوریتم معاوضه پیکسلی شده و همچنین دومین سطح همسایگی، بیشترین صحت را در این الگوریتم به همراه دارد.

با توجه به جدول (۳) همان‌طور که انتظار می‌رفت، با وارد شدن خطای اولیه مربوط به طبقه‌بندی نرم، دقت الگوریتم معاوضه پیکسلی کاهش یافته است.

تصویر دوم مربوط به سنجنده HYDICE است که از منطقه‌ای تفریحی در Washington DC اخذ شده است. پس از تصحیحات اتمسفری و حذف باندهای خراب، ۱۹۱ باند

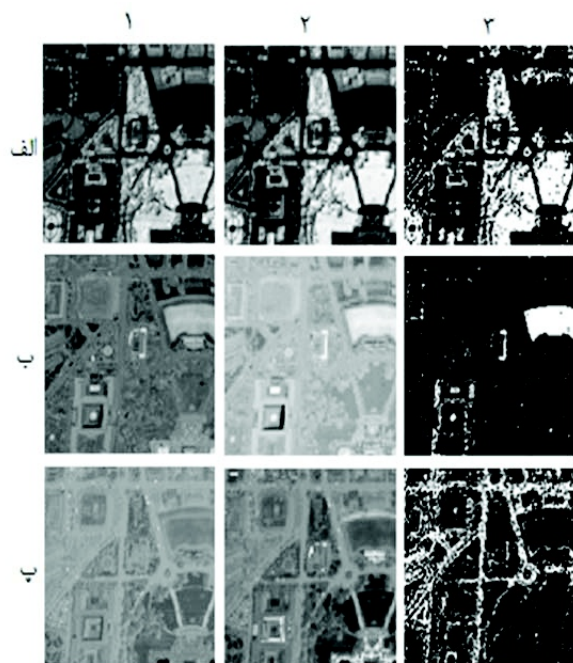
طیفی از ۲۱۰ باند طیفی اولیه در گستره $0.4 - 2.4 \mu m$ باقی مانده است. ابعاد تصویر، که جدا شده از یک تصویر بزرگتر است، 180×180 پیکسل می‌باشد شکل (۱۰). جهت کاهش ابعاد طیفی تصویر از تبدیل MNF^1 استفاده شده است. تبدیل MNF که در برخی مراجع، تبدیل مؤلفه‌های اصلی تنظیم شده براساس نوفه NAPS^۲ نام دارد، جهت مشخص کردن ابعاد اصلی داده‌های تصویری برای جدا کردن نوفه از داده‌ها و نهایتاً کاهش بار محاسباتی انجام می‌گیرد. تبدیل MNF براساس دو تبدیل مؤلفه‌های اصلی متوالی تکمیل می‌شود.

در این تصویر طبقه‌ها به صورت اشکال منظم وجود دارند. این مسئله شناسایی اهداف را به کمک جانمایی پیکسل‌ها در روش ارائه شده تسهیل می‌کند. بدین منظور در اینجا برای ارزیابی نتایج از نقشه‌های فراوانی استفاده شده است. پوشش‌ها یا اهداف درون تصویر شامل: ساختمان، آب، جاده آسفالت، درخت، چمن و پیاده‌رو است.



(شکل - ۸): (الف) باند ۳۰ از تصویر کاهش بعد یافته با فیلتر 2×2 (ب): نقشه صحیح زمینی تصویر اصلی، (پ) نقشه طبقه‌بندی شده توسط SVM، (ت) نقشه طبقه‌بندی اولیه پیش از جانمایی زیرپیکسل‌ها (ث) نقشه طبقه‌بندی نهایی پس از SRM (بدون حضور خطای طبقه‌بندی نرم)

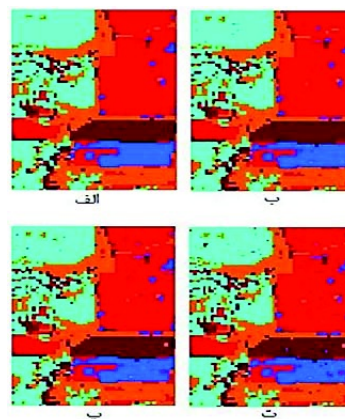
1 Minimum Noise Fraction(MNF)
2 Noise Adjusted Principal Component (NAPC)



(شکل - ۱۱): تصاویر نسبتی از پوشش‌های موجود در سطح تصویر HYDICE، (الف، ب، پ) به ترتیب: تصویر فراوانی سبزه، آب و آسفالت می‌باشند، (۳، ۲، ۱) به ترتیب مربوط به: تصویر اصلی، تصویر کاهش بعد یافته با فیلتر 2x2 و تصویر افزایش یافته توسط SRM می‌باشند.

در این مرحله، الگوریتم SRM توسعه داده شده، تنها در حضور خطای طبقه‌بندی نرم پیاده‌سازی و ارزیابی می‌شود. بدین منظور پس از اعمال تصحیحات اتمسفری و کاهش ابعاد طیفی تصویر، پیکسل‌های خالص با استفاده از روش بهینه‌سازی شده شاخص خلوص پیکسلی (PPI) استخراج می‌شوند. (در اینجا خلوص از منظر علم مواد مورد نظر نیست؛ بلکه از نظر خالص بودن یک پوشش یا تک پوششی بودن یک پیکسل مورد توجه است. در تصاویر استفاده شده در این مقاله چنین پیکسل‌هایی وجود دارد).

تصاویر نسبتی با فرض برقراری مدل LSMM و استفاده از معیارهای شباهت در فضای ویژگی طیفی برآورد شده است. بدین ترتیب ورودی الگوریتم معاوضه پیکسلی تأمین شده است. جهت بررسی تأثیر خطای مربوط به روش‌های طبقه‌بندی نرم در نتایج الگوریتم معاوضه پیکسلی، ابتدا تصویر منطقه مطالعاتی با در نظر گرفتن مقادیر مختلف ضریب بزرگ‌نمایی، توسط یک فیلتر 2x2 کاهش بعد پیکسلی داده شده و با استفاده از مدل تجزیه طیفی خطی، سهم طبقه‌ها در سطح پیکسل برآورد شده است؛ سپس با استفاده از الگوریتم معاوضه پیکسلی، نقشه پوششی با دقت زیرپیکسل از تصویر ابرطیفی مربوط به منطقه مطالعاتی



(شکل - ۹): (الف، ب، پ، ت): نقشه حاصل از الگوریتم معاوضه پیکسلی به ترتیب با $ZF=2$ ، $ZF=3$ ، $ZF=4$ ، $ZF=5$ بدون حضور خطای طبقه‌بندی نرم

(جدول - ۲): صحت کلی الگوریتم معاوضه پیکسلی (بر حسب درصد) با سطوح همسایگی و مقادیر ضریب بزرگ‌نمایی مختلف

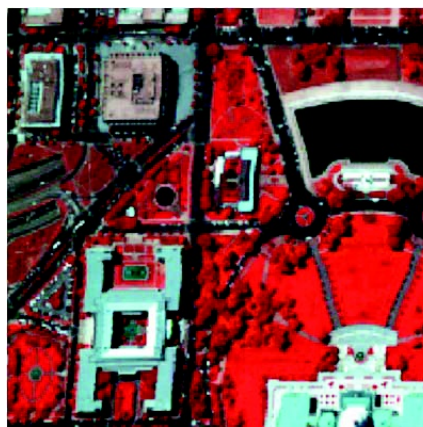
بدون حضور خطای طبقه‌بندی نرم

ضریب بزرگ‌نمایی	۲	۳	۴	۵
سطح همسایگی				
اول	۹۳/۴۸	۸۹/۳۱	۸۷/۷۲	۸۴/۳۱
دوم	۹۳/۸۳	۸۹/۵۲	۸۷/۸۶	۸۴/۵۶
سوم	۹۳/۵۲	۸۹/۰۹	۸۷/۶۲	۸۴/۲۰
چهارم	۹۳/۱۲	۸۸/۹۲	۸۷/۲۴	۸۳/۸۲

(جدول - ۳): صحت کلی الگوریتم معاوضه پیکسلی با سطوح همسایگی و مقادیر ضریب بزرگ‌نمایی مختلف با حضور خطای

طبقه‌بندی نرم

ضریب بزرگ‌نمایی	۲	۳	۴	۵
سطح همسایگی				
اول	۸۳/۵۱	۸۳/۳۲	۸۱/۱۳	۷۷/۷۹
دوم	۸۴/۵۴	۸۳/۲۱	۸۱/۳۶	۷۷/۹۱
سوم	۸۳/۵۵	۸۳/۱۲	۸۱/۰۶	۷۷/۷۳
چهارم	۸۳/۱۱	۸۳/۰۴	۸۰/۹۲	۷۳/۴۵



(شکل - ۱۰): تصویر RGB از ابرطیفی HYDICE مربوط به

منطقه‌ای تفریحی در Washington DC

تولید شد و مکان پوشش‌های منطقه در سطح زیرپیکسل از این تصویر مورد شناسایی قرار می‌گیرد.

تصاویر نسبتی به‌دست آمده از روش ارائه شده، برای سه پوشش چمن، آب و جاده آسفالت در شکل (۱۱) نشان داده شده است. برای درک بهتر از کارایی روش ارائه‌شده، در کنار تصویر افزایش بعد یافته، تصویر اصلی و تصویر کاهش بعد داده شده نیز به نمایش درآمده‌اند.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در پژوهش حاضر، با پیاده‌سازی الگوریتم توسعه‌یافته معاوضه پیکسلی برای حالت چندطبقه‌ای جهت تولید نقشه پوششی و کشف اهداف در تصاویر ابرطیفی، عملکرد این الگوریتم در جانمایی زیرپیکسل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است. به همین جهت روش ارائه‌شده به طرق مختلف پیاده‌سازی شده و مورد ارزیابی قرار گرفت. در ابتدا با استفاده از تصویر AVIRIS، کارایی الگوریتم ارائه‌شده بدون حضور خطای طبقه‌بندی نرم و در حضور آن بررسی شد. در مرحله نخست به کمک الگوریتم SVM، طبقه‌بندی سخت برای تصویر کاهش بعد یافته، به کمک نمونه‌های آموزشی تصویر اصلی انجام شد. برای ورودی الگوریتم SRM از خروجی طبقه‌بندی سخت به‌دست‌آمده، استفاده شد. روش ارائه‌شده برتری نسبی را نسبت به نتایج طبقه‌بندی سخت نشان می‌دهد. نمایش نتایج چه به‌صورت شهودی در شکل (۸) و چه به‌صورت آماری در جدول (۱) به خوبی مؤید این نکته است.

در مرحله بعد روش معاوضه پیکسلی پیشنهادی در دو حالت اشاره شده، جهت ارزیابی تأثیر همسایگی و ضریب بزرگنمایی پیاده‌سازی شد. براساس نتایج پژوهش، با افزایش ضریب بزرگنمایی عدم قطعیت در مورد آرایش مکانی زیرپیکسل‌ها افزایش یافته و صحت کلی الگوریتم کاهش می‌یابد؛ بدین ترتیب بیشترین صحت الگوریتم با فرض $ZF=2$ و بدون در نظر گرفتن خطای طبقه‌بندی نرم در سطح همسایگی دوم معادل $93/83$ درصد برآورد شد. با وارد کردن خطای طبقه‌بندی نرم این مقدار به $85/59$ کاهش یافته است. بدیهی است که ورودی الگوریتم معاوضه پیکسلی نقش اساسی در خروجی آن داشته و عدم قطعیت‌های مربوط به برآورد سهم طبقه‌ها با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی نرم باید مورد توجه قرار گرفته و تا حد امکان کاهش یابد.

به دلیل قرار گرفتن سطوح همسایگی بالاتر از مرتبه دوم در یک لایه غیرمجاور به پیکسل مرکزی، شباهت

کمتری را می‌توان بین پیکسل مرکزی و پیکسل‌های همسایه متصور بود. بدین ترتیب با بررسی تأثیر سطوح همسایگی نخست تا پنجم مشخص شد که الگوریتم در سطح همسایگی دوم بیشترین صحت را داشته و وابستگی کمتری به سطوح همسایگی دوم به بعد دارد.

در ارزیابی الگوریتم معاوضه پیکسلی بدون لحاظ خطای طبقه‌بندی نرم، صحت کلی برآوردشده به‌طور دقیق صحت الگوریتم را در بهینه‌سازی جانمایی زیرپیکسل‌ها فراهم می‌کند؛ اما با در نظر گرفتن تکنیک دوم برای ارزیابی الگوریتم علاوه بر خطای طبقه‌بندی نرم، خطای مربوط به نقشه طبقه‌بندی سخت که به‌عنوان مرجع مورد استفاده قرار گرفته نیز ارزیابی دقت را با عدم قطعیت مواجه می‌کند. با این وجود، استفاده از این روش برای ارزیابی نسبی عملکرد الگوریتم‌های SRM در شرایط تصویر واقعی به‌طور معمول به دلیل در دسترس نبودن داده مرجع در سطح زیرپیکسل قابل قبول است.

در مرحله آخر نیز، پیاده‌سازی و ارزیابی، به کمک تصویر HYDICE و با لحاظ خطای طبقه‌بندی نرم، به انجام رسید. برای ارزیابی نتایج از تصاویر نسبتی استفاده شد. مشاهده نقشه‌های فراوانی به‌دست آمده در شکل (۱۱) برای چمن، آب و آسفالت، حاکی از تفکیک‌پذیری بهتر نسبت به تصویر کاهش بعد یافته است. علاوه بر آنکه مرزها در تصاویر افزایش‌یافته به‌صورت دقیق‌تری مشخص شده‌اند. به عنوان مثال، در تصویر نسبتی مربوط به آب، دو حوض آب کوچک مستطیلی و دایره‌ای بهتر مشخص شده‌اند

۶- مراجع

خزائی، صفا، همایونی، سعید و عبدالرضا صفری، "تصویربرداری ابرطیفی و ملاحظات «آفا» در برابر تهدیدات آن" نشریه علمی- پژوهشی علوم و فناوری‌های پدافند غیرعامل، ۱۳۸۹، سال اول، شماره دوم، صفحه ۶۳-۷۴.

رامک، راضیه، مجردی، برات و محمدجواد ولدان‌زوج، "مقایسه خروجی حاصل از مدل تجزیه خطی (LMM) و طبقه‌بندی کننده‌های نرم در تصاویر ابرطیفی" همایش ژئوماتیک، ۱۳۹۰.

Atkinson, P. M., "Issues of uncertainty in super-resolution mapping and their implications for the design of an inter-comparison study", International Journal of Remote Sensing, 2009, Vol. 30, pp. 5293-5308.

- Lucas, N.S., Shanmugam, S. & Barnsley, M., "Sub-pixel habitat mapping of a coastal dune ecosystem", *Applied Geography*, 2002, Vol. 22, pp. 253-270.
- Mertens, K.C., Verbeke, L.P.C., Ducheyne, E.I. and De Wulf, R.R., "Using genetic algorithms in sub-pixel mapping", *International Journal of Remote Sensing*, 2003, Vol. 24, pp. 4241-4247.
- Mianji, F.A., Zhang, Y. and Babakhani, A., "Key Information Retrieval in Hyperspectral Imagery through Spatial-Spectral Data Fusion". *Radio-engineering*, 2010, Vol: 19, pp:734-744.
- Paola, J.D. and Schowengerdt, R.D., "Review article: A review and analysis of back propagation neural networks for classification of remotely sensed multispectral imagery", *International Journal of Remote Sensing*, 1995, Vol. 16, pp. 3033-3058.
- Settle, J.J. and Drake, N.A., "Linear mixing and the estimation of ground cover proportions", *International Journal of Remote Sensing*, 1993, Vol. 14, pp. 1159-1177.
- Tatem, A. J., Lewis, H. G., Atkinson, P. M., and Nixon, M. S., "Super-resolution Land Cover Mapping from Remotely Sensed Imagery using a Hopfield Neural Network", In: Foody, G.M., and Atkinson, P.M., eds. *Uncertainty in Remote Sensing and GIS*. England: John Wiley & Sons Ltd, 2002.
- Thornton, MW., Atkinson PM., and Holland, DA., "Super-resolution mapping of rural land cover features from fine spatial resolution satellite sensor imagery" *International Journal of Remote Sensing*, 2006, Vol.27, pp. 473-491.
- Villa, A., Chanussot, J., Benediktsson, J.A., and Jutten, Ch., "Spectral Unmixing for the Classification of Hyperspectral Images at a Finer Spatial Resolution", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011 Vol. 5, No. 3, pp. 521-533.
- Williamson, H.D., "Estimating sub-pixel components of a semi-arid woodland", *International Journal of Remote Sensing*, 1994, Vol. 15, pp. 3303-3307.
- Wu, C. and Murray, A.T., "Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis", *Remote Sensing of Environment*, 2003.
- Yanfei Z., and Liangpei Z., "Remote Sensing Image Subpixel Mapping Based on Adaptive Differential Evolution", *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, 2012, PART B: CYBERNETICS.
- Yong Xu and Bo Huang "A Spatio-Temporal Pixel-Swapping Algorithm for Subpixel Land Cover Mapping", *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, Vol 11, pp.474-478.
- Atkinson, P.M., "Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images, *Innovations in GIS*", Taylor and Francis, 1997, pp. 166-180.
- Atkinson, P.M., "Super-resolution target mapping from soft classified remotely sensed imagery" *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2005, vol. 71, pp. 839-846.
- Brown de Colstoun, E.C., Story, M.H., Thompson, C., Commisso, K., Smith, T.G., and Irons, J.R., "National Park vegetation mapping using multi-temporal Landsat 7 data and a decision tree classifier", *Remote Sensing of Environment*, 2003, Vol. 85, pp. 316-327.
- Chang H., Yun C. Jianping W., "DEM-based modification of pixel-swapping algorithm for enhancing floodplain inundation mapping", *International Journal of Remote Sensing*, 2014: pp. 365-381.
- Chang, C. I., "Hyperspectral Data Exploration, Theory and Applications", John Wiley & Sons, 2007.
- Cross, A.M., Settle, J.J., Drake, N.A. and Paivinen, R.T.M., "Subpixel measurement of tropical forest cover using AVHRR data", *International Journal of Remote Sensing*, 1991, Vol. 12, pp. 1119-1129.
- Drake, N. and White, K., "Linear mixture modelling of Landsat thematic Mapper data for mapping the distribution and abundance of gypsum in the Tunisian Southern Atlas", *Proceedings of Spatial Data*, 2000, Remote Sensing Society, Nottingham, pp. 168-177.
- F. Ling, X. D. Li, Y. Du, F. Xiao, "Sub-pixel mapping of remotely sensed imagery with hybrid intra- and inter-pixel dependence", *International Journal of Remote Sensing*, 2013, pp:341-357.
- Foody, G., "Sub-Pixel Methods in Remote Sensing", In: Jong, S. M. d. and Meer, F.D.V.D. (Eds.), *Remote Sensing Image Analysis*. 2006.
- García-Haro, F.J., Gilabert, M.A. and Meliá, J., "Linear spectral mixture modelling to estimate vegetation amount from optical spectral data", *International Journal of Remote Sensing*, 1996, Vol. 17, pp. 3373-3400.
- González-Audicana, M., Saleta, J.L., García Catalán, R., and García, R., "Fusion of Multispectral and Panchromatic Images Using Improved IHS and PCA Mergers Based on Wavelet Decomposition", *IEEE Transactions On Geoscience And Remote Sensing*, 2004, Vol. 42, pp. 1291- 1299.
- GU, Zhang, Y. and Zhang, J., "Integration of spatial-spectral information for resolution enhancement in hyperspectral images". *IEEE Trans. Geosci.Remote Sens.*, 2008, Vol: 46, pp:1347-1358.
- Kasetkasem, T., Arora, M. K., & Varshney, P. K., "Super-Resolution Land Cover Mapping Using a Markov Random Field Based Approach Remote Sensing of Environment" *Remote Sensing of Environment*, 2005, Vol. 96, pp. 302-314.



حمید دهقانی مدرک کارشناسی

خود را در رشته مهندسی برق-
الکترونیک در سال ۱۳۷۹ از دانشگاه
صنعتی مالک اشتر و مدرک
کارشناسی ارشد و دکترای خود را در

رشته مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم به ترتیب در
سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۵ از دانشگاه تربیت مدرس اخذ کرد.
ایشان هم اکنون عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی مالک
اشتر است. زمینه‌های تحقیقاتی ایشان پردازش سیگنال و
تصویر، شناسایی الگو و پردازش داده های سنجش از دور و
پدافند غیر عامل است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

Hamid_deh@yahoo.com



حسین رجایی مدرک کارشناسی خود

را در رشته مهندسی برق-مخابرات در
سال ۸۶ از دانشکده علوم و فنون فارابی
اخذ کرد و در سال ۹۲ در رشته پدافند

غیرعامل-استتار، فریب و اختفاء از دانشگاه صنعتی مالک
اشتر فارغ التحصیل شد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

Hosseinrajaei.afa89@gmail.com