

# طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی به کمک ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر و الگوریتم ژنتیک

بهنام اصغری بیرامی<sup>۱\*</sup>، مهدی مختارزاده<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد سنجش‌ازدور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
behnam.asghari1370@gmail.com

<sup>۲</sup> دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی  
m\_mokhtarzade@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت فروردین ۱۳۹۷، تاریخ تصویب تیر ۱۳۹۷)

## چکیده

از تصاویر ابرطیفی همواره در حوزه‌های مختلفی مانند کشاورزی، زمین‌شناسی و معدن، مدیریت شهری، نظامی، شناسایی اهداف و... استفاده است. طبقه‌بندی که یکی از مهم‌ترین شاخه‌ها از الگوریتم‌های پردازشی داده‌های ابرطیفی است که به‌طور سنتی با اطلاعات طیفی انجام می‌شود. تحقیقات گوناگون نشان داده است که استفاده از ویژگی‌های مکانی تصویر در کنار ویژگی‌های طیفی موجب می‌شود دقت طبقه‌بندی به میزان چشمگیری افزایش پیدا کند. در این تحقیق روشی به منظور طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصاویر ابرطیفی گسترش داده شده است. در این روش پس از یک مرحله استخراج ویژگی بر مبنای روش کسر نویز کمینه (MNF)، از چند مؤلفه اول تولید شده، ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر در مرتبه‌ها و ابعاد گوناگون پنجره تحلیل تولید می‌شود. در مرحله بعد، این ویژگی‌ها در کنار ویژگی‌های طیفی قرار گرفته و از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی‌های مناسب برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در نهایت نیز پس‌پردازشی بر مبنای فیلتر رأی اکثریت به منظور حذف پیکسل‌های اشتباه در هر کلاس و هموارسازی برچسب‌ها و افزایش دقت طبقه‌بندی انجام می‌شود. استفاده از تبدیل MNF به منظور تولید ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر، استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی‌های طیفی-مکانی و پس‌پردازش مبتنی بر فیلتر رأی اکثریت از جمله‌ی نوآوری‌های این مقاله است. نتایج پیاده‌سازی بر روی یک تصویر ابرطیفی واقعی از مناطق نیمه-شهری کشاورزی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی این تحقیق در مقایسه با روش معمول می‌تواند دقت طبقه‌بندی را تا حدود ۴۰ درصد افزایش دهد.

**واژگان کلیدی:** طبقه‌بندی، ابرطیفی، گشتاور تصویر، الگوریتم ژنتیک، کسر نویز کمینه، پس‌پردازش، فیلتر رأی اکثریت

\* نویسنده رابط

## ۱- مقدمه

تصاویر ابرطیفی به واسطه‌ی اخذ تعداد زیادی از باندها در محدوده‌های مختلف طیف الکترومغناطیسی همواره دارای توانایی‌های بالایی در شناسایی و تفکیک میان مواد موجود در سطح زمین است. طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی از جمله‌ی مهم‌ترین شاخه‌ها در پردازش داده‌های ابرطیفی است که در زمینه‌های گوناگونی مانند کشاورزی، زمین‌شناسی نظامی و مطالعات شهری کاربرد دارد. به طور سنتی طبقه‌بندی این تصاویر با ویژگی‌های طیفی که توسط سنجنده اخذ شده است انجام می‌شود که این روش به خصوص در زمان کم بودن داده‌های آموزشی و یا نزدیک بودن رفتار طیفی مواد موجود در سطح زمین به دقت‌های بالایی منجر نمی‌شود. از جمله‌ی راه حل موجود برای بالا بردن دقت طبقه‌بندی استفاده از ویژگی‌های مکانی تصویر است [۱].

ویژگی‌های مکانی به روش‌های گوناگونی می‌توانند در کنار ویژگی‌های طیفی قرار بگیرند و دقت طبقه‌بندی را بهبود ببخشند. استفاده از اطلاعات مکانی در مرحله‌ی پس‌پردازش یکی از انواع این روش‌ها است. روش ECHO که دارای دو مرحله کلی قطعه‌بندی برای استخراج عوارض و طبقه‌بندی بر مبنای اطلاعات آماری پیکسل‌های عارضه استخراج شده می‌باشند از جمله‌ی مشهورترین این روش‌ها می‌باشد [۲]. همچنین استفاده از فیلترهای مکانی نظیر رأی اکثریت به منظور حذف پیکسل‌های اشتباه در هر کلاس و هموارسازی برجسب‌ها از روش‌های رایج این دسته است.

دسته دیگری از روش‌ها سعی در مدل‌سازی همبستگی مکانی پیکسل‌های تصویری بر مبنای میدان‌های تصادفی مارکوف دارند. از الگوی محلی دودویی به همراه میدان تصادفی مارکوف در مقاله [۳] به منظور طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی استفاده شده است.

در دسته‌ای دیگر از روش‌ها که حجم زیادی از تحقیقات در سال‌های اخیر را تشکیل می‌دهند، ویژگی‌های مکانی پس از یک مرحله کاهش ویژگی قبل از طبقه‌بندی استخراج می‌شوند. روش‌های مبتنی بر فیلتر گابور، ماتریس هم‌رخداد، مورفولوژی ریاضی، تجزیه موجک، الگوی دودویی محلی و گشتاور تصویر از جمله‌ی این روش‌ها هستند.

از پروفایل‌های گسترده شده‌ی مورفولوژی برای طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی در [۴] استفاده شده است. نتایج آنها نشان می‌دهد که استفاده از این ویژگی‌ها می‌تواند دقت طبقه‌بندی را افزایش دهد. همچنین تحقیقاتی نظیر [۵] و [۶] با بسط مفهوم پروفایل‌های مورفولوژی ویژگی‌هایی به نام پروفایل‌های Attribute را معرفی کردند که این پروفایل‌ها توانایی مدل‌سازی ساختارهای گوناگون موجود در تصویر را دارد. همچنین دو نوع سیستم طبقه‌بندی چندگانه بر مبنای پروفیل‌های مورفولوژی برای طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی در [۷] معرفی شده است. در این مقاله پروفیل‌های مورفولوژی ساخته شده از مؤلفه‌های تبدیل اصلی با المان‌های ساختاری مختلف به طور مجزا با طبقه‌بندی‌کننده‌های جدا طبقه‌بندی شده و در نهایت جواب طبقه‌بندی‌کننده‌ها با هم ادغام می‌شود.

از ویژگی‌های بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌رخداد حجمی (سه بعدی) با موفقیت در [۸] استفاده شده است. نتایج نهایی این مقاله نشان می‌دهد که این ویژگی در مقایسه با ویژگی‌های دوبعدی و معمول ماتریس هم‌رخداد به دقت‌های بالاتری می‌رسد.

از ویژگی‌ها مکانی مبتنی بر فیلتر گابور در [۹] به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی از مناطق شهری استفاده شده است. در این تحقیق ویژگی‌های گابور از مؤلفه‌های اصلی تصویر ابرطیفی تولید شدند و پس از ترکیب با اطلاعات طیفی اصلی به طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان داده شدند. نتایج این مقاله نشان از افزایش حدود هفت درصدی دقت طبقه‌بندی دارد.

علاوه بر ویژگی‌های گابور از ویژگی‌های موجک نیز به منظور طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است. استفاده از اطلاعات مکانی مبتنی بر موجک در کنار اطلاعات طیفی از جنس موجک در مقاله [۱۰] پیشنهاد شده است.

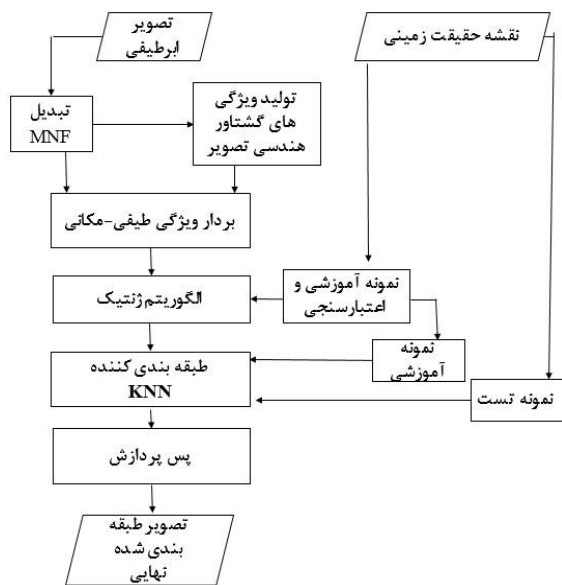
از گشتاورهای تصویر به کرات در پردازش تصویر به منظور آنالیز خصوصیات اشکال موجود در تصویر استفاده شده است. اخیراً در [۱۱] استفاده از گشتاورهای هندسی<sup>۱</sup> تصویر به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی پیشنهاد شده است. در این مقاله ابتدا از مؤلفه‌های اصلی تصویر (PCA) ابرطیفی اطلاعات گشتاور هندسی به دست

<sup>۱</sup> Geometric moments

ساختار مقاله حاضر به این صورت است که در قسمت بعد طرز محاسبه ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر و روش تحقیق معرفی می‌شود. در قسمت سوم پس از معرفی داده مورد استفاده نتایج پیاده‌سازی‌ها ارائه و تحلیل می‌شود و در آخر نیز نتیجه‌گیری صورت می‌گیرد.

## ۲- روش تحقیق

روش پیشنهادی این مقاله به منظور طبقه‌بندی طیفی مکانی تصاویر ابرطیفی دارای ۴ مرحله است. در مرحله اول با استفاده از تبدیل MNF ابعاد تصویر ابرطیفی کاهش پیدا می‌کند. سپس از چند مؤلفه اول MNF ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر استخراج می‌شود. در مرحله بعد بهترین ویژگی‌های طیفی-مکانی به منظور طبقه‌بندی به کمک الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شوند و با آنها طبقه‌بندی تصویر انجام می‌شود. در نهایت نیز پس پردازش مبتنی بر فیلتر رأی اکثریت به منظور افزایش دقت و حذف پیکسل‌های اشتباه بر روی تصویر طبقه‌بندی شده اعمال می‌شود. فلوجارت کلی روش پیشنهادی در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱- فلوجارت روش پیشنهادی

### ۲-۱- تبدیل MNF

تبدیل MNF یک تبدیل خطی است که از دو محله تشکیل شده است. در مرحله اول با استفاده از ماتریس

می‌آید و همراه با اطلاعات طیفی برای طبقه‌بندی تصویر ابرطیفی استفاده می‌شوند. نتایج آنها نشان می‌دهد که استفاده از ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر در سه تصویر با حد تفکیک مکانی بالا مورد آزمایش آنها دقت طبقه‌بندی را به شدت افزایش می‌دهد. اهمیت دستاوردهای مقاله مذکور از این نظر است که ویژگی‌های گشتاور هندسی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های مشهوری نظیر پروفایل‌های مورفولوژی و میدان‌های تصادفی مارکوف و ماتریس هم‌رخداد داشته است. علیرغم رسیدن به دقت‌های نهایی بسیار خوب اما پیاده‌سازی چهارچوب پیشنهادی [۱۱] بر روی تصاویر متوسط مقیاسی ابرطیفی نظیر تصویر بکار رفته در مقاله پیش رو به نتایج مطلوبی منجر نمی‌شود. از این رو مقاله پیش رو با هدف بهبود کارایی استفاده از ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر در طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی در راستای بهبود تحقیق [۱۱] طراحی شده است. در تحقیق پیش رو در خلاف [۱۱] که برای تولید ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر از روش تبدیل مؤلفه اصلی استفاده می‌کند، برای تولید این ویژگی‌ها از تبدیل MNF استفاده می‌شود. با توجه به این که چند مؤلفه اول MNF دارای نسبت بالای سیگنال به نویز هستند به نظر می‌رسد که ویژگی‌های گشتاور هندسی تولید شده از این مؤلفه‌ها دارای کیفیت بالاتری نسبت به ویژگی‌های تولید شده از مؤلفه‌های PCA باشند. همچنین از آنجایی که عوارض با ابعاد گوناگون در تصویر وجود دارد، در این پژوهش این ویژگی‌ها در ابعاد گوناگون پنجره از چند مؤلفه اول تبدیل MNF و تولید می‌شوند. در ادامه در این مقاله از الگوریتم ژنتیک به منظور کاهش بار محاسباتی و انتخاب ویژگی‌های بهینه طیفی-مکانی استفاده شده است. در مرحله آخر نیز یک پس‌پردازش بر مبنای فیلتر رأی اکثریت به منظور حذف پیکسل‌های منفرد و اشتباه در هر کلاس و هموارسازی برچسب‌ها صورت گرفته است که نتایج نهایی نشان می‌دهد که دقت طبقه‌بندی را به شدت افزایش می‌دهد. پس به طور خلاصه استفاده از روش MNF به منظور تولید ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر، تولید ویژگی‌های گشتاور تصویر در ابعاد گوناگون پنجره از چند مؤلفه اول تبدیل MNF و استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی‌های مناسب و پس‌پردازش مبتنی بر فیلتر رأی اکثریت از جمله‌ی نوآوری‌های این مقاله است.

که در رابطه فوق  $\bar{M}_{m,n}$  بیانگر میانگین است. هرچند که استفاده از نگاشت‌های دیگر در این زمینه نیازمند تحقیق بیشتر است.

### ۲-۳- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک (GA) یکی از روش‌های فرا ابتکاری است که با شبیه‌سازی فرایند تکامل موجودات طبیعی سعی در بهینه‌سازی یک تابع به کمک یک سری عملگرهای ژنتیکی مانند جهش انتخاب و تقاطع دارد. از این الگوریتم به‌طور گسترده‌ای در پردازش تصاویر ابرطیفی به منظور انتخاب ویژگی استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک گسسته یکی از انواع روش‌های پیاده‌سازی الگوریتم ژنتیک است. در این روش هر رشته از جواب‌های کاندید به صورت یک کروموزوم شناخته می‌شود که هر ژن در آن می‌تواند عدد ۰ یا ۱ باشد که ۰ به معنی نبود آن ویژگی در بردار انتخاب شده نهایی و ۱ به معنی وجود آن ویژگی است. الگوریتم عمومی ژنتیک به صورت زیر است [۱۴]:

- جمعیت اولیه را ایجاد کنید.
- تا هنگامی که شرایط خاتمه رعایت نشده است مراحل زیر را انجام دهید.
- اعضای جمعیت را ارزیابی، مرتب‌سازی و اعضای اضافی را حذف کنید.
- عده‌ای از بهترین اعضای جمعیت را به عنوان والد انتخاب و عملگر تقاطع را میان آنها اعمال کنید و جمعیت فرزندان را ایجاد کنید.
- عده‌ای از بهترین اعضای جمعیت را به عنوان والد انتخاب کنید و عملگر جهش را میان آنها ایجاد کنید و جمعیت جهش‌یافتگان را ایجاد کنید.
- جمعیت اصلی، جمعیت فرزندان و جمعیت جهش‌یافتگان را با هم ادغام کنید.
- پایان (تا هنگامی که)

از آنجایی که هدف این مقاله انتخاب ویژگی‌های بهینه به منظور طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی است، تابع هزینه در نظر گرفته شده قرینه دقت کلی طبقه‌بندی است که سعی داریم آن را کمینه کنیم.

### ۲-۴- طبقه‌بندی و پس پردازش

به منظور ارزیابی کیفیت بردار طیفی-مکانی تولید شده از آن در طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی استفاده شده

کوواریانس نویز، نویز موجود در داده غیرهمبسته<sup>۱</sup> و باز مقیاس<sup>۲</sup> می‌شود (سفیدسازی نویز) و در مرحله دوم یک تبدیل PCA بر روی داده سفید شده از نویز<sup>۳</sup> اعمال می‌شود [۱۲]. هدف این تبدیل انتخاب مؤلفه‌های با مقدار بیشینه نسبت سیگنال به نویز است. این تبدیلی در مقایسه با تبدیل PCA از توانایی بالاتری در شناسایی و حذف مؤلفه‌های نویزی و حفظ اطلاعات ارزشمند برخوردار است [۱۲]. همچنین بر طبق نتایج [۱۳] روش MNF در استخراج ویژگی از تصاویر ابرطیفی نسبت به روش‌های نظیر PCA و روش نظارت شده استخراج ویژگی وزن‌دار غیر پارامتریک (NWF)، کارا تر است. از این رو در مقاله حاضر از روش MNF برای استخراج ویژگی استفاده شده است.

### ۲-۲- تولید ویژگی‌های گشتاور هندسی

از گشتاورهای تصویری در علم پردازش تصاویر برای اهداف گوناگونی مانند قطعه‌بندی، توصیف شکل عوارض تصویری و آنالیز بافت استفاده شده است. پیاده‌سازی گشتاور هندسی مقایسه با انواع دیگر گشتاورها مانند زرنیک، لژاندر ساده می‌باشد. در فضای گسسته تصویری به منظور محاسبه گشتاور هندسی تصاویر از مرتبه  $m+n$  از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$M_{m,n} = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K i^m j^n G(i,j) \quad (1)$$

که در رابطه فوق  $K$  ابعاد معین شده پنجره حول هر پیکسل توسط کاربر و  $G$  سطح خاکستری تصویر است. باید توجه داشت که به منظور افزایش کارایی ویژگی‌های تولید شده مبتنی بر گشتاور هندسی تصویر، یک مرحله دیگر نیز وجود دارد که در آن تصویر گشتاور تولید شده توسط یک نگاشت خطی یا غیرخطی به فضایی دیگر منتقل می‌شود. به عنوان نمونه می‌توان از یک فیلتر مکانی با ابعاد برابر با  $K$  مبتنی بر اندازه‌گیری اختلاف انحراف از میانگین‌ها برای تولید ویژگی‌های مکانی نهایی به صورت زیر استفاده کرد.

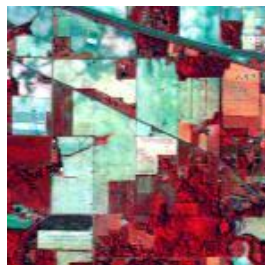
$$S_{m,n} = \sum_{r=1}^K \sum_{c=1}^K |M_{m,n}(r,c) - \bar{M}_{m,n}| \quad (2)$$

<sup>۱</sup> Decorrelate

<sup>۲</sup> Rescale

<sup>۳</sup> Noise-whitened data

طیفی نزدیک دارند همواره چالش برانگیز است و استفاده از این داده می‌تواند چالشی جدی برای ارزیابی روش پیشنهادی این مقاله باشد. به دلیل وجود تعداد داده‌های زمینی کم در چهار کلاس این داده بانام‌های Stone-Steel-Towers و Oats و Grass-pasture-mowed و Alfalfa از آنها در پردازش‌های بعدی صرف‌نظر شده است به این صورت که این پیکسل‌های این چهار کلاس به صورت اتوماتیک توسط طبقه‌بندی‌کننده KNN به کلاسی که نزدیک‌ترین شباهت را داشته‌اند اختصاص یافته‌اند و ارزیابی‌های نهایی تنها بر روی ۱۲ کلاس برجسب‌دار صورت گرفته است. شکل ۲ یک ترکیب رنگی کاذب از این تصویر را نشان می‌دهد.



شکل ۲- تصویر Indian Pines

### ۲-۲- آنالیز نتایج

ایده اصلی مقاله پیش رو همان‌طور که پیش‌تر عنوان شد مبتنی بر استفاده هم‌زمان از ویژگی‌های طیفی و مکانی گشتاور هندسی تصویر است. بر این اساس پس از یک مرحله استخراج ویژگی بر مبنای تبدیل MNF، ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر از سه مؤلفه‌ی اول که شامل مؤلفه‌هایی با بیشترین نسب سیگنال به نویز هستند در ابعاد پنجره‌های  $9 \times 3$  و  $15 \times 15$  و 9 تولید می‌شوند. با توجه داشت که به کارگیری مؤلفه‌های بیشتری از تبدیل MNF موجب بزرگ‌تر شدن فضای ویژگی و افزایش بار محاسباتی بخصوص در الگوریتم ژنتیک می‌شود. همچنین منطبق استفاده از پنجره‌هایی با ابعاد گوناگون به دلیل وجود عوارض با ابعاد مختلف در تصویر است. در [۱۱] نشان داده شده است استفاده از ویژگی گشتاور تصویر تا مرتبه سوم (یعنی  $m+n \leq 3$ ) در مقایسه با ویژگی‌های مرتبه اول و دوم به دقت‌های بالاتری می‌رسد. از این رو در مقاله حاضر نیز گشتاورهای تصویر تا مرتبه سوم تولید شده‌اند. تعداد ویژگی‌های تا مرتبه سوم تولید شده در هر ابعاد پنجره ۱۰ عدد می‌باشد بنابراین تعداد ویژگی‌های مکانی نهایی با رابطه زیر محاسبه می‌شود.

است. از طبقه‌بندی‌کننده K همسایگی نزدیک (KNN) به این منظور استفاده شده است. این روش طبقه‌بندی جز روش‌های غیر پارامتریک است که در آن کلاسی که اکثریت را در بین تعداد معینی از پیکسل‌های معلوم اطراف پیکسل مورد نظر دارد به عنوان کلاس کاندید پیکسل مجهول در نظر گرفته می‌شود. به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی و حذف پیکسل‌های اشتباه منفرد و هموارسازی برجسب پیکسل‌ها در هر کلاس می‌توان از روش‌های پس‌پردازش فیلتر-مینا استفاده کرد. از مشهورترین فیلترها در این حیطة فیلتر رأی اکثریت است. در این روش پنجره‌ای با ابعاد مشخص در اطراف هر پیکسل در تصویر طبقه‌بندی شده قرار می‌گیرد برجسب پیکسل مرکزی بر اساس برجسبی که بیشترین رأی را در پنجره دارد، مشخص می‌شود.

### ۳- داده مورد استفاده و آنالیز نتایج

#### ۳-۱- داده مورد استفاده

داده‌ی مورد استفاده در این مقاله تصویر اخذ شده توسط سنجنده هواپرد AVIRIS از منطقه Indian Pines در شمال غربی ایالت ایندیانا در ایالات متحده آمریکا در تاریخ ۱۲ ژوئن ۱۹۹۲ است. این تصویر با حد تفکیک مکانی متوسط ۲۰ متر دارای ابعاد  $145 \times 145$  پیکسل و ۲۲۴ باند طیفی در محدوده ۰٫۴ تا ۲٫۵ میکرومتر با پهنای باند ۱۰ نانومتر می‌باشد. حدود دو-سوم این تصویر را مناطق کشاورزی و یک-سوم آن را جنگل و گیاه در برگرفته است. همچنین در این تصویر نواحی ساختمانی، خط ریل و دو اتوبان دو لایه و جاده‌های کوچکی نیز به چشم می‌خورد. پیش‌پردازش‌های لازم به منظور تبدیل درجات خاکستری خام به بازتابندگی بیشتر توسط آزمایشگاه JPL ناسا بر روی این داده انجام شده است. این تصویر که از نوع بازتابندگی می‌باشد از طریق پایگاه زیر به طور رایگان در دسترس است:

[http://www.ehu.us/ccwintco/index.php/Hyperspectral\\_Remote\\_Sensing\\_Scenes](http://www.ehu.us/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes)

با حذف ۲۴ باند در محدوده‌های جذبی بخار آب با شماره‌های [۱۰۴-۱۰۸]، [۱۵۰-۱۶۳]، ۲۲۰ از بقیه ۲۰۰ باند باقی‌مانده در پردازش‌های این مقاله استفاده شده است. طبقه‌بندی این تصویر به دلیل وجود کلاس‌هایی که رفتار

$$nMNF \times nW \times 10 \quad (3)$$

که در رابطه فوق  $nMNF$  بیانگر تعداد مؤلفه‌های MNF به کار رفته و  $nW$  برابر تعداد ابعاد در نظر گرفته شده برای پنجره‌ها می‌باشد. پس در نهایت در این مقاله ۹۰ ویژگی مکانی مبتنی بر گشتاور هندسی تصویر تولید شده است. در [۱۱] به منظور استخراج ویژگی‌های طیفی از تبدیل PCA استفاده شده است به این صورت که پس از اعمال این تبدیل از آن تعداد ویژگی که شامل ۹۹٪ حجم اطلاعات می‌باشد به منظور طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در تصویر مورد آزمایش در مقاله حاضر ۶۹ ویژگی اول تبدیل PCA شامل ۹۹٪ حجم اطلاعات است. در مقاله حاضر نیز به منظور اینکه مقایسه‌ای عادلانه میان تبدیل MNF و PCA انجام دهیم پس از اعمال تبدیل MNF از ۶۹ مؤلفه اول برای طبقه‌بندی طیفی-مکانی تصویر ابرطیفی استفاده شده است. مجموع ویژگی‌های طیفی مکانی نهایی در روش پیشنهادی مقاله حاضر برای تصویر Indian Pines ۱۵۹، ۹۰+۶۹) عدد می‌باشد. به منظور انتخاب بهترین زیر مجموعه‌ی ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی تصویر، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. پارامترهای تنظیمی الگوریتم ژنتیک که با سعی و خطا به دست آمده‌اند در جدول ۱ نمایش داده شده است:

طول کروموزوم	۱۵۹
جمعیت اولیه	۵۰
شرط توقف	تعداد تکرار ۱۰۰۰
درصد تقاطع	٪۹۰
روش تقاطع	دو نقطه‌ای
درصد جهش	٪۱۰
نرخ جهش	۰.۰۵
روش انتخاب	تورنمنت
سایز تورنمنت	۸
تابع هزینه	قرینه دقت طبقه‌بندی

در جدول فوق منظور از درصد تقاطع و جهش آن درصدهایی از جمعیت اصلی است که بر روی آنها عملگر تقاطع و جهش اعمال می‌شود.

با در نظر گرفتن نقشه‌ی حقیقت زمینی، در هر کلاس از ۸۰ نمونه برای آموزش (حدود ٪۱۰ کل نمونه‌های موجود در حقیقت زمینی) طبقه‌بندی‌کننده و الباقی نمونه‌های

موجود برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی تصویر استفاده شده است. به منظور پیاده‌سازی الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی‌های بهینه طیفی-مکانی، داده‌های آموزشی انتخاب شده از مرحله قبل (۸۰ نمونه در هر کلاس) به دو دسته با تعداد برابر (۴۰ نمونه برای آموزش و ۴۰ نمونه برای اعتبار سنجی در الگوریتم ژنتیک) تقسیم شده که از یکی از دسته‌ها برای تربیت طبقه‌بندی‌کننده دسته دیگر برای اعتبارسنجی آن استفاده شده است. پس از انتخاب ویژگی‌های بهینه از این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی KNN تصویر ابرطیفی استفاده می‌شود. پس از تولید تصویر طبقه‌بندی شده، از روش پس‌پردازش مبتنی بر فیلتر مکانی رأی اکثریت به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در مقاله حاضر از چهار شاخص مستخرج از ماتریس ابهام طبقه‌بندی به شرح زیر برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی‌کننده استفاده شده است [۱۵]:

- دقت متوسط طبقه‌بندی (Average Accuracy)

دقت طبقه‌بندی برای هر کلاس مجزا از رابطه  $ACC(c) = \frac{n_c}{N_c}$  محاسبه می‌شود که در این رابطه  $n_c$  تعداد پیکسل‌هایی است که به درستی طبقه‌بندی شده و  $N_c$  نیز تعداد کل پیکسل‌های تست در آن کلاس داده است. بنابراین دقت متوسط طبقه‌بندی از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$AA = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C ACC(c) \quad (4)$$

- اعتبار متوسط طبقه‌بندی (Average Validity)

اعتبار طبقه‌بندی (یا قابلیت اطمینان طبقه‌بندی) برای هر کلاس اطلاعاتی از رابطه  $VAL(c) = \frac{n_c}{m_c}$  محاسبه می‌شود که در این رابطه  $n_c$  تعداد پیکسل‌هایی است که به درستی طبقه‌بندی شده و  $m_c$  تعداد پیکسل‌هایی است که در تصویر طبقه‌بندی شده نهایی برچسب کلاس  $c$  را گرفته‌اند. اعتبار متوسط طبقه‌بندی در نهایت از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$AV = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C VAL(c) \quad (5)$$

- دقت کلی طبقه‌بندی (Overall Accuracy)

روند محاسبه این معیار شبیه به  $AA$  می‌باشد با این تفاوت که کلاس‌ها دیگر به صورت مجزا در نظر گرفته نمی‌شوند. به عبارت دیگر این معیار بیانگر عدد نسبت

در پنجره  $3 \times 3$  تولید شده و در کنار ۶۹ ویژگی طیفی PCA قرار گرفته‌اند. سطر چهارم بیانگر دقت‌های طبقه‌بندی حاصل شده از ادغام ۹۰ ویژگی‌های گشتاور هندسی مستخرج از MNF و ۶۹ ویژگی اول MNF است. سطر پنجم بیانگر دقت‌های طبقه‌بندی با ویژگی‌های سطر چهارم پس از مرحله انتخاب ویژگی با الگوریتم ژنتیک است.

جدول ۳- نتایج طبقه‌بندی

روش	تعداد ویژگی	OA	AA	AV	Kappa
PCA	۶۹	۵۳,۵۷	۶۱,۲۵	۵۵,۹۶	۰,۴۸
MNF	۶۹	۶۱,۸۸	۷۰,۷۵	۶۵,۸۶	۰,۵۶
Kumar, B. and O. Dikshit, (2015)	۷۹	۵۳,۳۵	۶۱,۶۵	۵۵,۸۹	۰,۴۷
MNF+ moments	۱۵۹	۸۳,۳۴	۷۵,۹۱	۶۰,۵۱	۰,۸۱
GA	۷۳	۸۴,۶۶	۹۱,۰۸	۸۵,۰۵	۰,۸۲

نتایج حاصل از سطر اول و دوم جدول شماره ۳ نشان می‌دهد که تبدیل MNF توانسته است که ویژگی‌های طیفی بهتری را نسبت به PCA به منظور طبقه‌بندی استخراج کند. همچنین می‌توان گفت روش پیشنهادی در [۱۱] نتوانسته است که دقت کلی را نسبت به طبقه‌بندی با ویژگی‌های طیفی PCA افزایش دهد. با توجه به سطر چهارم می‌توان دریافت که اضافه شدن ویژگی‌های مکانی استخراج شده از سه مؤلفه اول MNF در پنجره‌های با ابعاد گوناگون به ویژگی‌های طیفی می‌تواند به شدت دقت طبقه‌بندی را افزایش دهد (بیش از ۲۰ درصد). مقایسه سطر دوم جدول ۲ با سطر دوم جدول ۳ نشان می‌دهد که طبقه‌بندی با ویژگی‌های گشتاور هندسی به دقت بالاتری نسبت به طبقه‌بندی با ویژگی‌های طیفی می‌رسد که این خود نشان دهنده اهمیت ویژگی‌های مکانی در طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی است. همچنین مقایسه سطر دوم جدول ۲ با سطر دوم و چهارم جدول ۳ نشان می‌دهد که ادغام ویژگی‌های طیفی مکانی توانسته دقت را به سطوح بالاتری نسبت به طبقه‌بندی با ویژگی‌های طیفی و مکانی مجزا برساند. با توجه به سطر آخر جدول ۳ نیز می‌توان دریافت که الگوریتم ژنتیک به خوبی توانسته حجم داده را تقریباً به نصف کاهش دهد در حالی که دقت طبقه‌بندی را افزایش نیز داده است.

تعداد کل پیکسل‌های به درستی طبقه‌بندی شده  $n$  به کل پیکسل‌های تست موجود  $N$  می‌باشد:

$$OA = \frac{n}{N} \quad (۶)$$

• ضریب کاپا

ضریب کاپا دقت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کننده کاملاً تصادفی نشان می‌دهد. در واقع این ضریب نسخه‌ی اصلاح شده‌ی  $OA$  نسبت به میزانی از شانس است. این معیار به طور کلی میزان انطباق تصویر طبقه‌بندی شده و نقشه حقیقت زمینی را نشان می‌دهد و طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}} \quad (۷)$$

که در رابطه فوق  $N$  تعداد کل پیکسل‌های تست،  $X_{i+}$  مجموع سطر عناصر سطر  $i$  ام و  $X_{+i}$  مجموع عناصر ستون  $i$  ام را نشان می‌دهد.

به منظور مقایسه ویژگی‌های گشتاور تولید شده از روش PCA و MNF این ویژگی‌ها از سه مؤلفه اول این روش‌ها و در پنجره‌هایی با ابعاد  $3 \times 3$ ،  $9 \times 9$  و  $15 \times 15$  تولید شدند. نتایج طبقه‌بندی تنها با ویژگی‌های گشتاور هندسی مستخرج از دو روش در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲- مقایسه ویژگی‌های گشتاور هندسی تولید شده از دو روش

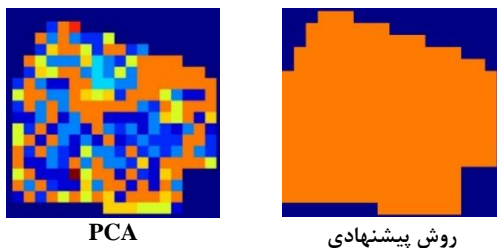
PCA و MNF					
روش	تعداد ویژگی	OA	AA	AV	Kappa
MOM-PCA	۹۰	۸۰,۲۰	۸۸,۴۲	۷۶,۸۳	۰,۷۷
MOM-MNF	۹۰	۸۰,۹۵	۸۸,۵۵	۷۷,۰۸	۰,۷۸

همانطور که این جدول نشان می‌دهد ویژگی‌های تولید شده از تبدیل MNF به دقت کلی بالاتری رسیده است و از این رو فرض اولیه تحقیق مبنی بر بهتر بودن مؤلفه‌های MNF به منظور تولید ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر تحقق پیدا کرده است.

در جدول شماره ۳ نتایج طبقه‌بندی در حالت‌های مختلف ارائه شده است. سطر اول این جدول بیانگر دقت‌های حاصل بندی با استفاده از ۶۹ مؤلفه اول PCA، سطر دوم بیانگر دقت‌های حاصل از طبقه‌بندی با ۶۹ مؤلفه اول MNF است. سطر سوم بیانگر روش ارائه شده در [۱۱] است که در این روش ۱۰ ویژگی گشتاور هندسی

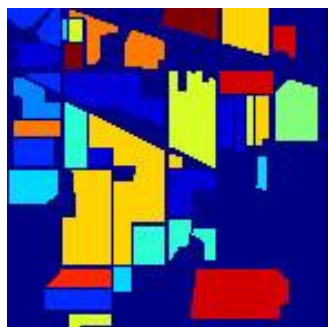
از نتایج جدول فوق می‌توان دریافت که  $9 \times 9$  ابعادی مناسب برای فیلتر رأی اکثریت در مرحله پس‌پردازش است. علت عملکرد بهتر این ابعاد پنجره به ابعاد و نوع قرارگیری عوارض موجود در تصویر برمی‌گردد. همچنین باید توجه داشت که استفاده از فیلتر رأی اکثریت در مرحله پس‌پردازش افزایش بیش از ۱۰ درصدی دقت طبقه‌بندی را در پی داشته است.

در روش پیشنهادی این مقاله کلاس Soybean-clean بیشترین افزایش دقت را در مقایسه با کلاس‌های دیگر داشته است. هنگام طبقه‌بندی تنها با استفاده از ۶۹ مؤلفه اول PCA با آنالیز ماتریس ابهام و تصویر طبقه‌بندی شده به این نتیجه می‌رسیم که میزان زیادی از پیکسل‌های تست که در واقع متعلق به کلاس Soybean-clean هستند با گونه‌های مختلف Corn اشتباه گرفته شده‌اند که در روش پیشنهادی این اشتباهات و عملکرد نویزی طبقه‌بندی‌کننده در این کلاس بهبود شایانی پیدا کرده است (شکل ۴). پس به عنوان یک نتیجه می‌توان گفت که از روش پیشنهادی این مقاله می‌توان به منظور تفکیک گونه‌های ذرت از گیاه سویا در تصاویر متوسط مقیاس ابرطیفی استفاده کرد.



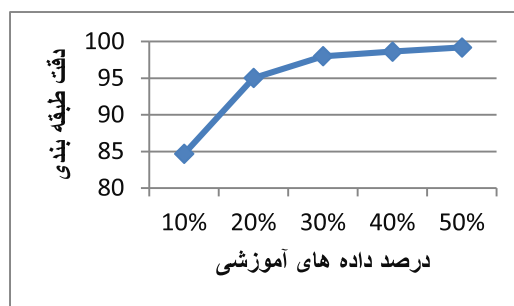
شکل ۴- نمایش کلاس Soybean-clean در تصویر طبقه‌بندی شده

تصویر حقیقت زمینی، تصویر طبقه‌بندی شده با روش [۱۱] و روش پیشنهادی در شکل ۵ نمایش داده شده است.



الف

به منظور بررسی حساسیت دقت طبقه‌بندی تصویر با ویژگی‌های منتخب الگوریتم ژنتیک به تعداد داده‌های آموزشی، تعداد داده‌های آموزشی را در بازه‌ی ۱۰٪ تا ۵۰٪ کل حقیقت زمینی در نظر می‌گیریم و در هر مرحله نیمی از این داده‌های آموزشی را به عنوان نمونه آموزشی و نیمی دیگر را به عنوان داده ارزیابی در الگوریتم ژنتیک در نظر می‌گیریم. دقت کلی طبقه‌بندی که بر روی داده‌های تست (کل پیکسل‌های حقیقت زمینی به جز آن‌هایی که در آموزش استفاده شده‌اند- مستقل از نمونه‌های آموزش و اعتبار سنجی-) در هر مرحله به دست آمده‌اند در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳- حساسیت روش پیشنهادی نسبت به تعداد داده‌های آموزشی

همانطور که شکل فوق نشان می‌دهد میزان حساسیت روش پیشنهادی به تعداد داده‌های آموزشی زیاد است و با افزایش داده‌های آموزشی می‌توان به سطوح دقت بالاتری رسید ولی از آنجایی که جمع‌آوری تعداد زیاد داده آموزشی به دلایلی نظیر هزینه‌بر بودن عموماً ممکن نیست در ادامه کار همان حالت ۱۰٪ حقیقت زمینی به عنوان نمونه آموزشی (۸۰ نمونه در هر کلاس برای آموزش) را در نظر می‌گیریم.

در مرحله بعد روش پیشنهادی، پس‌پردازشی بر مبنای فیلتر رأی اکثریت به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی بر روی تصویر طبقه‌بندی شده اعمال شده است. نتایج حاصل از استفاده از این فیلتر که بر روی تصویر طبقه‌بندی شده از مرحله GA به ازای ابعاد گوناگون پنجره در حول هر پیکسل در جدول ۴ نمایش داده شده است.

جدول ۴- نتایج فیلتر رأی اکثریت

	۳×۳	۵×۵	۷×۷	۹×۹	۱۱×۱۱	۱۳×۱۳
OA	۹۰٫۱۸	۹۳٫۰۹	۹۴٫۸۵	<u>۹۴٫۹۴</u>	۹۴٫۱۳	۹۳٫۲۵
AA	۹۴٫۹۱	۹۶٫۶۵	۹۷٫۴	<u>۹۷٫۱۴</u>	۹۶٫۴۵	۹۵٫۷۳
AV	۹۰٫۲۸	۹۳٫۱۴	۹۴٫۵۵	<u>۹۴٫۴۴</u>	۹۳٫۵۳	۹۲٫۸۲
Kappa	۰٫۸۹	۰٫۹۲	۰٫۹۴	<u>۰٫۹۴</u>	۰٫۹۳	۰٫۹۲



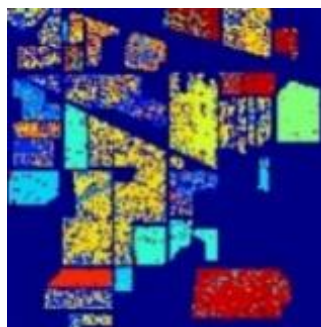
خود برای بسیاری از اهداف مدیریت منابع دقتی مناسب است [۱۶].

عمده علت‌های برتری روش پیشنهادی را می‌توان به شرح زیر دانست:

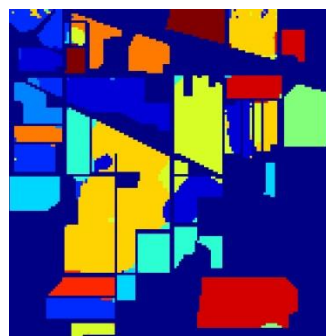
- استفاده از روش MNF در استخراج ویژگی
- تولید ویژگی‌های گشتاور تصویر از مؤلفه‌های MNF در پنجره‌هایی با ابعاد مختلف
- استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی
- پس‌پردازش مبتنی بر فیلتر مکانی رأی اکثریت

#### ۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در مقاله حاضر روشی بر مبنای ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر برای طبقه‌بندی طیفی مکانی داده‌های ابرطیفی پیشنهاد شده است. در ابتدا تبدیل MNF بر روی داده ابرطیفی اعمال شده و ویژگی‌های گشتاور هندسی تصویر از چند مؤلفه اول MNF در ابعاد پنجره گوناگون تولید می‌شود. در مرحله بعد این ویژگی‌ها در کنار ویژگی‌های طیفی قرار گرفته و از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب بهترین ویژگی‌های طیفی-مکانی استفاده می‌شود. در نهایت نیز در مرحله پس‌پردازش از فیلتر مکانی رأی اکثریت برای حذف پیکسل‌های اشتباه در هر کلاس و افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده می‌شود. نتایج نهایی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی می‌تواند دقت طبقه‌بندی را به بالای ۹۰ درصد برساند. برای مطالعاتی آتی نیز پیشنهاد می‌شود از ویژگی‌های مکانی دیگری در ترکیب با ویژگی‌های گشتاور تصویر با هدف افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده شود.



ب



ج

شکل ۵- تصاویر طبقه‌بندی شده نهایی-الف) حقیقت زمینی-ب) روش Kumar, B. and O. Dikshit, (2015) -ج) روش پیشنهادی

با توجه به شکل ۵-ج باید گفت که هر چند مرحله پس‌پردازش نهایی توانسته است که برچسب‌ها را در درون یک کلاس به حالت همگن درآورد و پیکسل‌های نویزی منفرد را حذف کند اما عملکرد تا حدودی نامطلوب آن در مرز کلاس‌ها مشهود می‌باشد که علت آن به پنجره-مبنا بودن این روش برمی‌گردد از این رو اصلاح این روش پس‌پردازش و ارائه نسخه‌ای از آن که نسبت به لبه‌ها حساس باشد در تحقیقات آتی لازم به نظر می‌رسد. در نهایت باید توجه داشت که پس از مرحله پس‌پردازش دقت طبقه‌بندی به بالای ۹۰٪ رسیده است که این دقت

#### مراجع

- [1] Fauvel, M., J. Chanussot, and J.A. Benediktsson, A spatial-spectral kernel-based approach for the classification of remote-sensing images. *Pattern Recognition*, 2012. 45(1): p. 381-392.
- [2] Landgrebe, D.A., *Signal theory methods in multispectral remote sensing*. Vol. 29. 2005: John Wiley & Sons.
- [3] Ye, Z., J.E. Fowler, and L. Bai, Spatial-spectral hyperspectral classification using local binary patterns and Markov random fields. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017. 11(3): p. 035002.
- [4] Benediktsson, J.A., J.A. Palmason, and J.R. Sveinsson, Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005. 43(3): p. 480-491.
- [5] Dalla Mura, M., et al., Morphological attribute profiles for the analysis of very high resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010. 48(10): p. 3747-3762.

- [6] Dalla Mura, M., et al., Extended profiles with morphological attribute filters for the analysis of hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 2010. 31(22): p. 5975-5991.
- [7] Kumar, B. and O. Dikshit, Hyperspectral image classification based on morphological profiles and decision fusion. *International Journal of Remote Sensing*, 2017. 38(20): (p. 5830-5854.
- [8] Su, H., et al., Hyperspectral image classification based on volumetric texture and dimensionality reduction. *Frontiers of Earth Science*, 2015. 9(2): p. 225-236.
- [9] Huo, L.-Z. and P. Tang. Spectral and spatial classification of hyperspectral data using SVMs and Gabor textures. in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*. 2011. IEEE.
- [10] Kumar, B. and O. Dikshit. Integrating spectral and textural features for urban land cover classification with hyperspectral data. in *Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2015 Joint*. 2015. IEEE.
- [11] Kumar, B. and O. Dikshit, Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on moment invariants. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015. 8(6): p. 2457-2463.
- [12] Luo, G., et al., Minimum noise fraction versus principal component analysis as a preprocessing step for hyperspectral imagery denoising. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2016. 42(2): p. 106-116.
- [13] Wu, J.-c., C.-P. Chang, and G.-C. Tsuei, Comparison of feature extraction methods in dimensionality reduction. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2010. 36(6): p. 645-649.
- [14] Moqaddam, R.T., et al., *Meta-heuristic Algorithms Theory and Implementation in Matlab*. 2012-2013, Tehran: Islamic Azad University South Tehran Branch.
- [15] Hosseini, S.A. and H. Ghassemian, Hyperspectral Data Feature Extraction Using Rational Function Curve Fitting. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2016. 30(01): (p. 1650001.
- [16] Townshend, J.R., et al., *Terrain analysis and remote sensing*. 1981.