انجام يک مرحله پيش پردازش قبل از مرحله استخراج ويژگي در طبقه بندي داده هاي تصاوير ابر طيفي

بهرام صالحي[۱] , محمد جواد ولدان زوج [۲], محمد رضا سراجيان [۳*]

[۱]دانش آموخته کارشناسي ارشد دانشکده مهندسي نقشه برداري - دانشگاه خواجه نصير الدين طوسي

[۲]دانشيار دانشکده مهندسي نقشه برداري - دانشگاه صنعتي خواجه نصير الدين طوسي

[۳]دانشيار گروه مهندسي نقشه برداري - پرديس دانشکده هاي فني - دانشگاه تهران

(تاريخ دريافت ۸۵/۵/۲ , تاريخ دريافت روايت اصلاح شده ۸۵/۱۲/۱ , تاريخ تصويب ۸۶/۱/۲۵)

چکيده

داده هاي تصاوير ابر طيفي به دليل توان تفکيک طيفي بسيار بالا حاوي اطلاعات غني تري از اشيا نسبت به داده هاي تصاوير چند طيفي مي باشند. در عين حال روش هايي که براي آناليز داده هاي چند طيفي مورد استفاده قرار مي گيرند عملکرد قابل قبولي در آناليز داده هاي تصاوير ابر طيفي ندارند که اين مساله ناشي از مشکلات موجود در آناليز داده هاي اين نوع تصاويردراثرحجم زياد داده ها از جمله نياز به نمونه هاي آموزشي[۱] زياد در طبقه بندي و همچنين بر آورد نا دقيق پارامترهاي آماري کلاس ها می باشد. با انجام يک مرحله پيش پردازش قبل از مرحله استخراج ويژگي، روشهاي متداول در آناليز داده هاي چند طيفي عملکرد قابل قبولي در آناليز داده هاي ابر طيفي نيز خواهند داشت. مرحله پيش پردازش پيشنهادي شامل دو گام مي باشد، گام اول کاهش تعداد باندهاي طيفي تصوير و گام دوم بهبود تفکيک پذيري کلاس هاي طيفي تصوير در اين مقاله، با استفاده از روش SPPP داده هاي تصوير ابر طيفي از فضاي اوليه (ابر بعدي) به چندين زير فضاي با بعد کمتر تصوير شده و محاسبات کاهش باند در اين زير فضاها صورت مي گيرد. در نتيجه با تعداد نمونه هاي آموزشي کمتر بر آورد پارامترهاي آماري کلاس ها با دقت بالاتري انجام مي شود.از آنجا که بعد از مرحله کاهش باند تفکيک پذيري کلاس هاي طيفي کاهش مي يابد لذا گام دوم در مرحله پيش پردازش پيشنهادي بهبود تفکيک پذيري کلاس ها مي باشد. براي افزايش تفکيک پذيري کلاس ها از فيلتر پايين گذر به دليل عملکرد مناسب اين فيلتر در کاهش واريانس کلاس ها در فضاي طيفي تصوير استفاده شده است. نتايج اين تحقيق نشان مي دهد که با اعمال مرحله پيش پردازش قبل از مرحله استخراج ويژگي در آناليز داده هاي ابر طيفي، دقت طبقه بندي با الگوريتم حداکثر احتمال براي تعداد متنوع ويژگي افزايش قابل ملا حظه اي داشته است.

واژه هاي کليدي: تصاوير ابر طيفی - پيش پردازش - استخراج ويژگی - طبقه بندی - فيلتر پايين گذر - الگوريتم Projection Pursuit

مقدمه

بدليل برخورداري از تعداد باندهاي طيفي بيشتر، داده هاي تصاوير ابر طيفي[۲] حاوي اطلاعات غني تري از اشياء نسبت به داده هاي تصاوير چند طيفي[۳] است. در عين حال روشهاي آماري متداول که در آناليز داده هاي چند طيفي مورد استفاده قرار مي گيرند عملکرد قابل قبولي در آناليز داده هاي ابر طيفي ندارند اين بدين دليل است که دقت عملکرد روشهاي آماري در طبقه بندي داده ها با افزايش تعداد باندها کاهش مي يابد[۱].

در روش هاي آماري آناليز داده ها، با مدل نمودن رفتار کلاس هاي طيفي بوسيله نمونه هاي آموزشي از آنها براي برآورد مشخصات آماري کلاس ها و همچنين ايجاد طبقه بندي کننده[۴] مناسب استفاده مي شود[۱]. اگر تعداد نمونه هاي آموزشي ثابت و معين باشد با افزايش تعداد باندهاي طيفي، دقت برآورد آماره های کلاس ها کاهش يافته و اين باعث کاهش دقت طبقه بندي مي شود (شکل ۱- الف). به علاوه افزايش تعداد باندها باعث افزايش تفکيک پذيري کلاس ها مي شود (شکل۱- ب). اما اين تاثير مثبت افزايش تعداد باندها با کاهش دقت بر آورد آماره هاي هر کلاس همراه است. شکل (۱- ج) ترکيب شکل هاي (۱-الف) و (۱- ب) را نشان مي دهد. ملاحظه مي شود که براي تعداد معين و ثابت نمونه هاي آموزشي, با افزايش تعداد باندهاي طيفي دقت طبقه بندي ابتدا افزايش و سپس کاهش مي يابد. اين پديده، بعنوان پديده Hughes شناخته مي شود[۲].

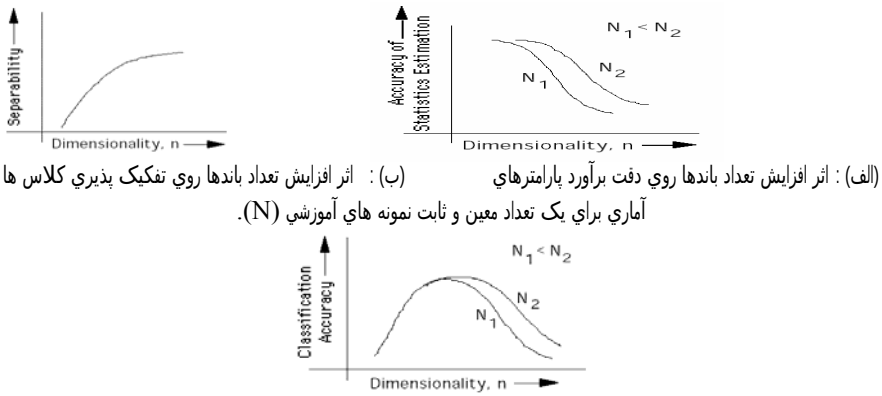
در واقع مسئله اي که باعث کاهش دقت طبقه بندي با روشهاي آماري در داده هاي ابر طيفي مي شود

* نويسنده مسئول : تلفن : ۶۱۱۱۴۲۵۷ , فاکس : ۸۸۰۰۸۸۳۷ , Email:sarajian@ut.ac.ir

برآورد نادقیق پارامترهاي آماري کلاس ها می باشد. بنابراین هدف از این مطالعه، طراحي و اجراي یک مرحله پیش پردازش به منظور بوجود آوردن شرایطي است که روشهاي آماري عملکرد قابل قبولي در طبقه بندي داده هاي تصاویر ابر طیفي، از قبیل بر آورد قابل اعتماد پارامترهاي آماري کلاس ها داشته باشند. به طور کلي دقت طبقه بندي نظارت شده[5] بستگي به چهار عامل زیر دارد[۱۶]: تعداد باندها، تعداد نمونه هاي آموزشي، میزان تفکیک پذیري کلاس ها و نوع طبقه بندي کننده. تا کنون تحقیقات زیادي توسط محققین مختلف بر روي هر یک از چهار عامل فوق براي افزایش دقت طبقه بندي صورت گرفته است. Jimenez و Landgrebe در سال ۱۹۹۵ نشان دادند که با کاهش تعداد باندهاي تصاویر ابر طیفي با الگوریتم Projection Pursuit دقت طبقه بندي افزایش مي یابد. تحقیقات Hsieh و Landgrebe در سال ۱۹۹۸ نشان داد که با افزایش تفکیک پذیري کلاس ها مي توان دقت طبقه بندي را افزایش داد. همچنین Shahshahani و همکارانش در سال ۱۹۹۴ ثابت کردند که با دخالت دادن پیکسلهاي غیر برچسب دار[6] در الگوریتم طبقه بندي تا حد بسیار زیادي مي توان مشکل تعداد نمونه هاي آموزشي کم را بر طرف نمود و بالاخره تحقیقات Friedman در سال ۱۹۸۹ و Hoffbeck و همکارانش در سال ۱۹۹۵ در مورد تأثیر نوع طبقه بندي کننده مناسب بر روي دقت طبقه کننده انجام گرفت. هدف از این مقاله ترکیب دو عامل کاهش تعداد باندها و افزایش تفکیک پذیري کلاس ها در قالب یک مرحله پیش پردازش بمنظور افزایش دقت طبقه بندي داده هاي تصاویر ابر طیفي مي باشد. در بخش بعدي الگوریتم هاي مورد استفاده در مرحله پیش پردازش و هم چنین علت انتخاب آنها توضیح داده مي شود.

مرحله پیش پردازش

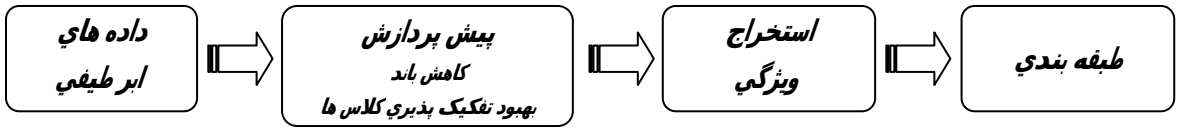
شکل (۱- ج) نشان مي دهد که دو راه حل براي تعدیل پدیده Hughes وجوددارد. یک راه حل، کاهش تعداد باندها و دیگري افزایش تفکیک پذیري کلاس ها در فضاي با تعداد باندهاي کمتر. شکل (۲) مراحل آنالیز داده هاي ابر طیفي را نشان مي دهد. مرحله پیش پردازش پیشنهادي در اینجا شامل دو گام مي باشد.گام اول کاهش تعداد باندها [7] و گام دوم افزایش تفکیک پذیري کلاس ها[8] در فضاي نتیجه شده از گام اول در شکل (۱ -ب) مشاهده مي شود که با کاهش باندهاي طیفي (گام اول) تفکیک پذیري کلاس ها کاهش مي یابد . بنابراین گام دوم مرحله پیش پردازش باید به نحوي طراحي شود که مشکلات ناشي از گام اول تعدیل گردد. به دلیل رفتار خاص الگوریتم آماري[9](PP) و همچنین سازگاري آن با ساختار داده هاي ابر طیفي[۴،۳]. در این مقاله از این الگوریتم براي کاهش تعداد باندهاي تصاویر ابر طیفي استفاده شده است. بر خلاف الگوریتم هاي دیگر استخراج ویژگي[10] الگوریتم کاهش باند PP، با تصویر کردن باندهاي تصویر ابر طیفي روي چندین زیر فضاي با بعد کمتر, محاسبات بر آورد پارامترهاي آماري را در این زیر فضاها انجام مي دهد بنابراین پدیده Hughes تعدیل و بدنبال آن عملکرد روش هاي آماري در طبقه بندي داراي دقت بهتري خواهند شد. دراین مقاله براي افزایش تفکیک پذیري کلاس ها از فیلتر پایین گذر[11](LPF) به دلیل تأثیر آن در کاهش واریانس و جداسازي کلاس هاي طیفي استفاده گردید.



(الف) : اثر افزایش تعداد باندها روي دقت برآورد پارامترهاي (ب) : اثر افزایش تعداد باندها روي تفکیک پذیري کلاس ها آماري براي یک تعداد معین و ثابت نمونه هاي آموزشي (N).

(ج) : پدیده Hughes حاصل ترکیب دو اثر مختلف نشان داده شده در شکل هاي الف و ب

شکل ۱: تاثیر افزایش تعداد باندها روي دقت طبقه بندي (پدیده Hughes)[۱] .



شكل ۲:مراحل آناليز داده هاي ابر طيفي به منظور طبقه بندي.

كاهش باند

زياد بودن ابعاد فضا در آناليز داده هاي با ابعاد بالا مشكلي است كه در چند دهه گذشته مطرح بوده است. روش هاي زيادي تا كنون براي كاهش ابعاد فضا مورد استفاده قرار گرفته اند كه از آن جمله آناليز مؤلفه اصلي (PCA)[۱۲][۱۵،۵] ، استخراج ويژگي بر اساس آناليز تفكيک پذيري [۱۳](DAFE) [۶] و استخراج ويژگي بر اساس مرز تصميم گيري[۱۴](DBFE) [۷] می باشد. مشكل اصلي اين الگوريتم ها اين است كه محاسبات برآورد پارامترهاي آماري را در فضاي اصلي (فضاي با تعداد باندهاي بالاي اوليه) انجام مي دهند در نتيجه كماكان مشكلات آناليز داده هاي ابر طيفي از جمله پديده Hughes وجود دارد.

Projection Pursuit

الگوريتم Projection Pursuit بعنوان تكنيكي براي داده كاوي داده هاي چند متغيري توسط Friedman و Tukey در سال ۱۹۷۴ ارائه شد[۱۳]. براي اولين بار Jimenez و Landgrebe (۱۹۹۵)، الگوريتم PP را براي كاهش تعداد باندهاي تصاوير ابر طيفي بكار بردند.

داده هاي ابرطيفي براي هر كلاس در تصوير, يک ماتريس X با ابعاد DxN را تشكيل مي دهد كه N تعداد پيكسلهاي كلاس مورد نظر وD تعداد باندهاي طيفي تصوير مي باشد. اگر A يک ماتريس تبديل باشد كه داده ها را از فضاي D بعدي به فضاي M بعدي (تعداد باندهاي كاهش يافته) تبديل كند، ابعاد آن DxM بعدي خواهد بود و فرآيند تبديل بوسيله ماتريس A به صورت زير در خواهد آمد:

$$Y = A^T X \qquad (۱)$$

كه در آن جا Y يک ماتريس MxN و عبارت از تصوير قائم[۱۵] داده هاي ابرطيفي روي محورهاي يک سيستم مختصات M بعدي است. محورهاي سيستم مختصات جديد در جهت تركيب خطي محورهاي سيستم مختصات اصلي (D بعدي) قرار گرفته اند. در اين جا لازم است كه ستون هاي ماتريس A دو بدو بر يكديگر عمود باشند [۳].

مراحل انجام الگوريتمPP در شكل (۳) آمده است. در اين شكل $H(A^T X)$ تابع انديس[۱۶] مي باشد و الگوريتم سعي در يافتن ماتريس A به نحوي مي كند كه انديس $H(A^T X)$ بهينه سازي عددي شود. با محاسبه ماتريس A، داده ها از فضاي ابر بعدي به يک زير فضاي با ابعاد كمتر تصوير مي شوند. در نتيجه به نمونه هاي آموزشي كمتري براي طبقه بندي مورد نياز مي باشد و به دنبال آن پديده Hughes نيز تعديل مي شود.

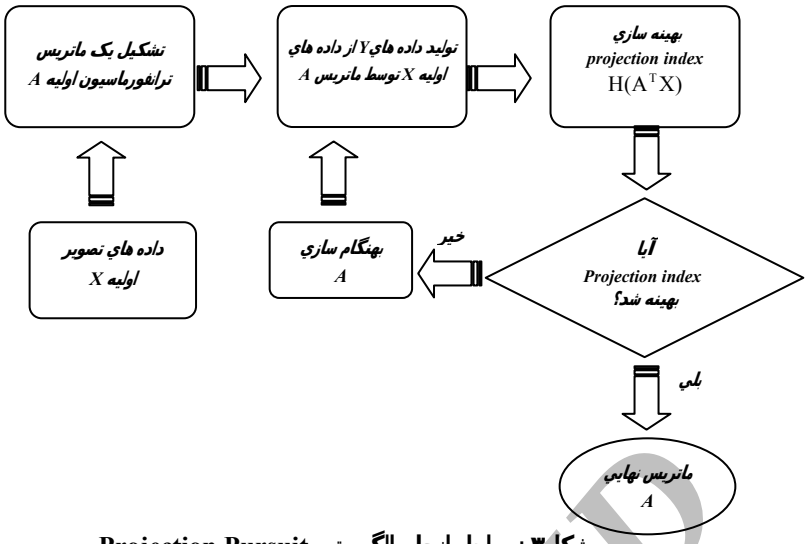
Projection index

انتخاب انديس مناسب يكي از مهم ترين مراحل الگوريتم PP مي باشد. معيار انتخاب درست انديس در داده هاي سنجش از دور, بستگي به اين دارد كه انديس بتواند داده ها را طوري تفكيک كند كه به خوشه هاي جامع[۱۷]، جدا[۱۸] و حاوي اطلاعات[۱۹] تبديل شوند[۸]. تاكنون انديسهاي غيرپارامتريک متعددي توسط محققين ديگر مورد استفاده قرار گرفته است.

مشكل اساسي انديسهاي غيرپارامتريک، نياز آنها به نمو نه هاي آموزشي بسيار زياد براي برآورد پارامترهاي آماري فضاست[۳]. بنابراين براي حل اين مشكل محققين انديس هاي پارامتريک متعددي را پيشنهاد كرده اند كه از آن جمله، معيار فيشر[۲۰][۳]. و فاصله ديورژانس[۲۱] [۸]. يكي از مشكلات اساسي معيار فيشر و فاصله ديورژانس عدم ارتباط خطي و يک به يک آنها با دقت طبقه بندي است، بنابراين در اين مطالعه به عنوان انديس مورد استفاده قرار نگرفتند. بدليل رفتار خاص فاصله Bhattacharyya در اين مطالعه از آن بعنوان انديس Projection استفاده شد. با استفاده از اين معيار، الگوريتم PP طوري عمل ميكند كه فاصله Bhattacharyya ماكزيمم شود.

فاصله Bhattacharyya

فاصله Bhattacharyya حالت خاصي از فاصله Chernoff است كه ميزان تفكيک پذيري دو كلاس i و j



شکل۳ : مراحل انجام الگوریتم Projection Pursuit .

را به صورت زیر تعریف مي کند[۹،۶]:

$$B_{ij} = -\ln\int_x \sqrt{P(x|\omega_i)P(x|\omega_j)}dx \qquad (۲)$$

که در آن $P(x|\omega_i)$ و $P(x|\omega_j)$ احتمال قرار گرفتن پیکسل در کلاس هاي i وj است. اگر تابع توزیع احتمال کلاس ها نرمال باشد فاصله Bhattacharyya به صورت زیر در خواهد آمد[۹]:

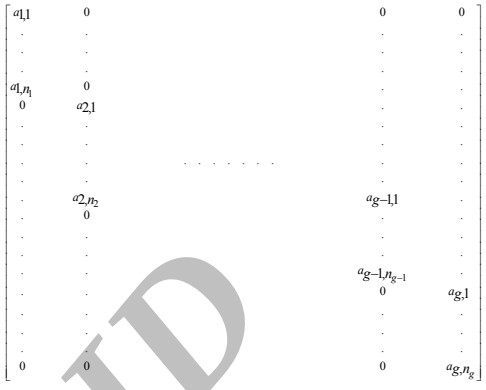
$$B_{ij} = \frac{1}{8}(M_i - M_j)^T\left[\frac{\sum_i + \sum_j}{2}\right]^{-1}(M_i - M_j) + \frac{1}{2}Ln\frac{\left|\frac{1}{2}[\sum_i + \sum_j]\right|}{\sqrt{|\sum_i||\sum_j|}} \qquad (۳)$$

که M_i و M_j میانگین کلاس هاي i و j و ماتریسهاي $\sum_i$ و $\sum_j$ کوواریانس کلاس ها می باشد. B_{ij} فاصله Bhattacharyya بین دو کلاس است. اگر تعداد کلاس ها بیشتر از دو باشد مینیمم فواصل بین کلاس ها مورد استفاده قرار مي گیرد. فاصله Bhattacharyya نیازهاي یک اندیس مناسب را برآورده مي کند. بر خلاف معیار فیشر و فاصله دیورژانس، فاصله Bhattacharyya ارتباط تقریبا" یک به یک و خطي با دقت طبقه بندي دارد [۹]. هم چنین فاصله Bhattacharyya پارامترهاي آماري هر جفت کلاس را به طور جداگانه محاسبه مي کند و در نتیجه محاسباتش با در نظر گرفتن کلاس ها انجام مي شود [۹]. بعلاوه، این فاصله داراي محاسبات کمتري نسبت به معیار فیشر و فاصله دیورزانس مي باشد. یکي دیگر از مزایاي فاصله Bhattacharyya این است که این فاصله از دو بخش مربوط به میانگین و کوواریانس کلاس ها به طور جداگانه تشکیل شده است. اثر این خاصیت زماني نمایان مي شود که به عنوان مثال دو کلاس داراي میانگین هاي یکساني باشند. در این صورت بخش اول فاصله صفر مي شود و در عین حال، به دلیـل متفاوت بودن کوواریانس هایشان، کاملا" از یکدیگر جدا هستند. به دلایل فوق و همچنین نتایج تجربي [۳] فاصله Bhattacharyya به عنوان اندیس Projection در الگوریتم PP مورد استفاده قرار گرفت. از آن جائی که از یک اندیس پارامتریک[۲۲] (فاصله Bhattacharyya) در الگوریتم PP استفاده شد لذا الگوریتم مورد استفاده الگوریتم[۲۳](PPP) نامیده مي شود.

تصویر کردن گروه ویژگیهاي همسایه

در الگوریتم PP ماتریس A، براي تصویر کردن داده هاي اولیه از یک فضاي با بعد زیاد به یک زیر فضاي با بعد کمتر تحت تبدیل $Y = A^T X$ به کار مي رود. تعداد ستون هاي ماتریس A معرف تعدادگروه هاي باندي است که در تصویر اولیه با هم ترکیب و در فضاي با بعد کمتر، هر کدام تولید یک ویژگي مي نماید. ستون هاي ماتریس A بر یکدیگر عمودند و دلیل آن این است که الگوریتم PP بدنبال تصویر قائم داده هاي اولیه در فضاي D بعدي روي محورهاي مختصات فضاي M بعدي می باشد [۸] هر ستون A از یک بردار a_i تشکیل شده که درایه هاي آن داراي مقادیر صفر و یک هستند (شکل۴). هر بردار (ستون) معرف وزن هاي هر گروه از باندهاي مجاور در تصویر اصلي است. هر گروه از باندهاي مجاور در تصویر اولیه بوسیله بردار a_i در هر ستون A تبدیل به یک ویژگي در تصویر کاهش یافته مي شود. براي هر ستون i در ماتریس A یک بانک برداري محاسبه

مي شود كه در نهايت بر اساس معيار بهينه سازي يكي از بردارهاي اين بانک موجب تبديل يک گروه از باندهاي مجاور به يک ويژگي در تصوير كاهش يافته مي شود. چهار دسته از بردارهاي زير در هر بانک محاسبه مي شوند:



شكل ۴ : ساختار ماتريس تبديل A.

۱- برداريهايي كه باندهايي را با يكديگر تركيب كرده و باعث مي شوند قسمت اعظم فاصله Bhattacharyya بين دو كلاس، ناشي از اختلاف بين ميانگين كلاس ها باشد.

۲- برداريهايي كه باندهايي را با يكديگر تركيب كرده و باعث مي شوند قسمت اعظم فاصله Bhattacharyya بين دو كلاس، ناشي از اختلاف بين كوواريانس كلاس ها باشد.

۳- برداري كه ميانگين باندهاي مجاور را در نظر مي گيرد.

۴- برداريهايي كه در هر گروه از باندهاي مجاور يک باند را انتخاب مي كند.

روش به كار رفته در اين تحقيق براي برآورد تعداد گروه باندهاي مجاور(تعدادستونهاي ماتريس A) و نيز تعداد باندهاي هر گروه در هر مرحله، روش درخت تصميم گيري از بالا به پايين[۲۴] مي باشد. روش مذكور بدين صورت عمل مي كند كه ابتدا تمام باندهاي تصوير اوليه را به g گروه از باندهاي مجاور،كه در هر گروه تعداد باند موجود مساوی می باشد، تقسيم بندي مي كند. سپس هر گروه به طور جدا گانه به ۲ گروه آن چنان تقسيم مي شوند كه انديس Projection (فاصله Bhattacharyya) ماكزيمم شود. در مرحله بعد هر يک از گروه هاي مرحله قبل به ۲ گروه جديد تقسم بندي شده به طوری كه مجدداً فاصله Bhattacharyya ماكزيمم گردد. اين عمليات تا آنجا ادامه می يابد كه افزايش فاصله Bhattacharyya يک مرحله نسبت به مرحله قبل چشمگير نباشد و يا با قرار دادن يک حد آستانه توسط كاربر متوقف شود. براي بهينه سازي انديس Projection از روش پشت سر هم[۲۴] استفاده شده است. در روش[۲۵] (SPPP) تركيب هاي خطي باندهاي مجاور طوري در نظر گرفته مي شوند كه انديس Projection كلي در زير فضاي Y ماكزيمم شود [۳]. به علاوه روشSPPP يک روش تكراري نيز می باشد. شكل (۵) مراحل الگوريتم SPPP را نشان مي دهد.

فيلتر پايين گذر و تفكيک پذيري كلاس ها

تفكيک پذيري كلاس ها تحت يک تبديل نامنفرد[۲۶](تبديلي كه ماتريس تبديل آن، A، وارون پذير باشد) يک كميت ناوردا[۲۷] است[۶]. اما هر تبديل منفردكه يک بردار را به يک زير فضاي با بعد كمتر تصوير مي كند بخشي از اطلاعات را از دست ميدهد. به عبارت ديگر بعد از فرآيند كاهش باند بوسيله الگوريتمSPPP، تفكيک پذيري كلاس ها كاهش مي يابد. بنابراين لازم است به نحوي اين كاهش در تفكيک پذيري جبران شود. به طور كلي براي نرم كردن تصوير و حذف نويز از يک فيلتر پايين گذر استفاده مي شود. ولي در اين مطالعه از فيلتر پايين گذر براي فرآيندي متفاوت يعني افزايش تفكيک پذيري كلاس ها استفاده شده است.

تاثير فيلتر پايين گذر در تفكيک پذيري كلاس ها

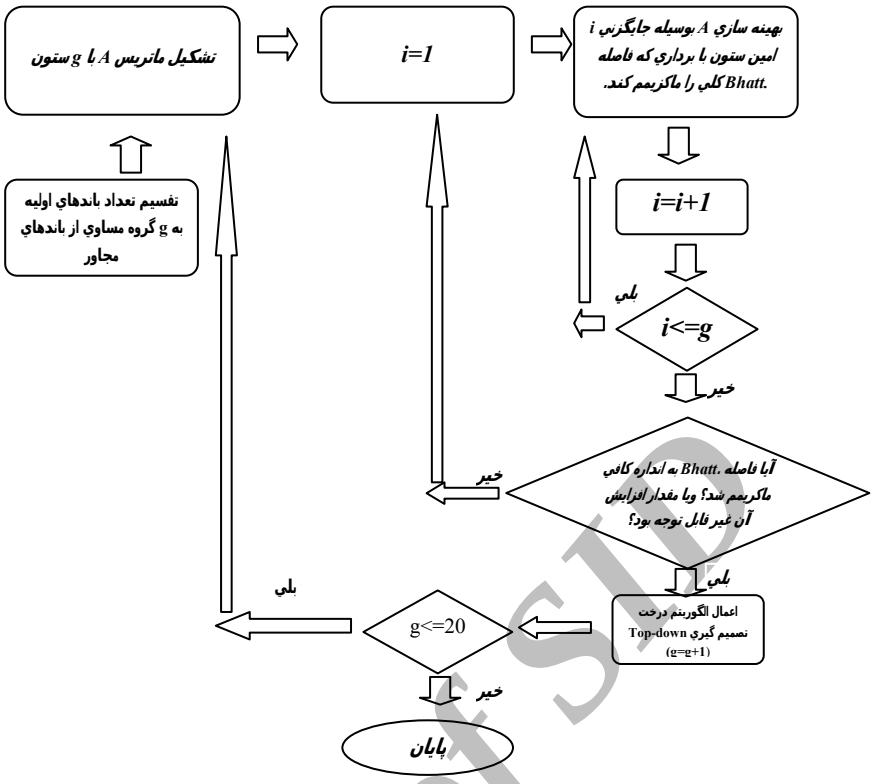
فيلتر پايين گذر يک اپراتور ميانگين گير مكاني است[۱۴]. اگر X(i,j) مقدار يک پيكسل در مختصات i و j تصوير باشد، مقدار پيكسل جديد Y(i,j) بعد از اعمال فيلتر پايين گذر برابر خواهد بود با [۱۱] :

$$Y(i,j) = \frac{1}{w} \sum_{(k,l)\in w} X(i+k, j+l), \qquad (۴)$$

اگر مقادير پيكسلها در پنجرهW، X(i, k, j, l) ، $(k,l)\in W$ مستقل و به صورت تصادفي با تابع چگالي نرمال(N(MX ,ΣX باشند، آنگاه پيكسلY فيلتر شده داراي تابع چگالي احتمال با ميانگين و واريانس زير خواهد بود:

$$\sum_Y = \frac{1}{w}\sum_X \qquad (۵)$$

$$M_Y = M_X \qquad (۶)$$



شکل ۵ : مراحل الگوریتمSPPP.

همـان طـوری کـه در بخـش قبـل بیـان شـد، فاصـله Bhattacharyya بعنوان ابزاري براي انـدازه گیـري تفکیـک پذیري کلاس هـا مـورد اسـتفاده قـرار مـي گیـرد. فاصـله Bhattacharyya از دو بخش مربوط به میانگین و واریـانس کلاس ها تشکیل شده است:

$$B_X = B_{1X} + B_{2X} \qquad (۷)$$

$$B_{1X} = \frac{1}{8}(M_{1X} - M_{2X})^T \left[\frac{\sum_{1X} + \sum_{2X}}{2}\right]^{-1} (M_{1X} - M_{2X}) \qquad (۸)$$

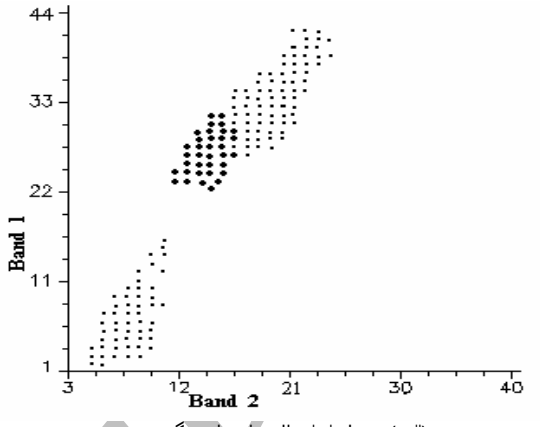
$$B_{2X} = \frac{1}{2} Ln \frac{\left|\frac{1}{2}\left[\sum_{1X} + \sum_{2X}\right]\right|}{\sqrt{\left|\sum_{1X}\right| \left|\sum_{2X}\right|}} \qquad (۹)$$

بعد از اعمال فیلتر پایین گذر روي تصـویر، مقـدار فاصله Bhattacharyya عبارت خواهد بود از:

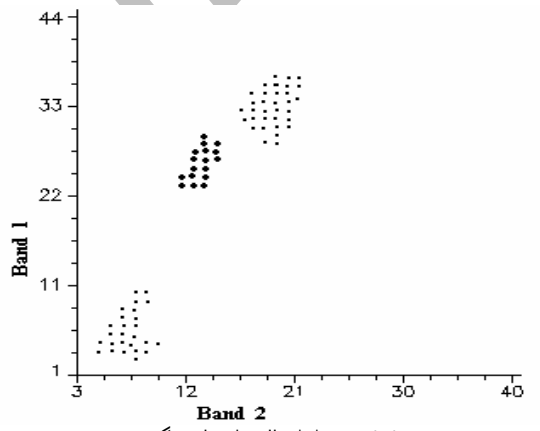
$$B_Y = B_{1Y} + B_{2Y} = wB_{1X} + B_{2X} \qquad (۱۰)$$

معادله بالا نشان مي دهد که با اعمال فیلتر پایین گذر، ترم اول فاصله Bhattacharyya مربوط به اختلاف میانگین کلاس ها w بار افزایش و ترم دوم مربوط به اختلاف واریانس کلاس ها ثابت مي ماند و این بدلیل این واقعیت است که فیلتر پایین گذر موقعیت میانگین کلاس ها را در فضاي ویژگي تغییر نمي دهد. شکل (۶) تاثیر فیلتر پایین گذر را روي تفکیک پذیري کلاس ها نشان مي دهد. این شکل فضاي ویژگي[۲۸] دو باند از یک تصویر TM را با سه کلاس طیفي، یک بار قبل و یک بار بعد از اعمال فیلتر پایین گذر نشان مي دهد. ملاحظه مي شود که با اعمال فیلتر پایین گذر پراکندگي پیکسل هاي هر کلاس کاهش و در نتیجه فضاي خالي بین کلاس ها و متعاقبا تفکیک پذیري کلاس ها افزایش مي یابد. مساله حائز اهمیت دیگر این است که اگر چه فرمول (۱۰) نشان مي دهد که با بزرگتر شدن پنجره فیلتر پایین گذر (w) میزان تفکیک پذیري کلاس ها افزایش مي یابد ولي باید توجه کرد که با بزرگتر شدن این پنجره احتمال مخلوط شدن مشخصه هاي طیفي[۲۹] و هم چنین از بین رفتن کلاس هاي کوچک طیفي بیشتر مي شود. این مسئله بدلیل تاثیر منفي این فیلتردر کاهش توان تفکیک مکاني است. لذا طراحي ابعاد فیلتر پایین گذر باید با در نظر گرفتن اندازه کلاس هاي طیفي تصویر انجام شود. بدین ترتیب براي تصاویري که از کلاس هاي طیفي

کوچکتري تشکيل شده اند بايد از LPF با ابعاد کوچکتر و براي تصاوير با کلاس هاي بزرگتر از LPF بزرگتري استفاده نمود.



(الف) - قبل از اعمال فيلتر پايين گذر



(ب) - بعد از اعمال فيلتر پايين گذر

شکل ۶ : فضاي طيفي پيکسل هاي سه کلاس متفاوت قبل و بعد از اعمال فيلتر پايين گذر براي يک تصوير سنجندهTM.

شکل۷: تصوير ابر طيفي مورد استفاده[۱۷].

پياده سازي

تصوير منطقه مورد استفاده

تصوير ابرطيفي مورد استفاده در اين تحقيق، بخشي از داده هاي اخذ شده توسط سنجنده AVIRIS از شمال شرقي منطقه Indian's Indian Pine در آمريکا مي باشد[۱۷]. شکل (۷) تصوير مورد استفاده را در ۳ باند، ۱۰ (قرمز) ۶۰ (سبز) و ۱۳۵ (آبي) نشان مي دهد. تصوير مذکور داراي ابعاد ۱۴۵x ۱۴۵پيکسل و ۱۹۵ باند طيفي که در فاصله طيفي ۰/۴ تا ۲/۴۵ ميکرومتر با توان تفکيک مکاني ۲۰ متر از منطقه اي کشاورزي اخذ شده است.

سنجندهAVIRIS داده ها را در ۲۲۴ باند طيفي اخذ مي کند. ۴ باند آخر خالي از داده يا داراي مقادير صفر هستند. از ۲۲۰ باند باقيمانده ۲۵ باند، باندهاي جذب آب هستند که حذف شده اند. اين تصوير در ژوئن ۱۹۹۲ اخذ شده است. در اين فصل از سال بسياري از محصولات کشاورزي موجود در تصوير به ماکزيمم رشد خود نرسيده که اين باعث بروز مشکل در طبقه بندي تصوير مي شود زيرا انرژي رسيده به سنجنده فقط مربوط به گياه نبوده بلکه شامل انرژي رسيده از خاک و رطوبت آن و هم چنين باقيمانده هاي گياهان فصل زراعي قبل نيز مي باشد. تعداد کلاس هاي تعريف شده در اين تصوير ۱۰ کلاس است که عبارتند از:

corn, corn-notill, soybean-clean, soybean-notill, wood, grass/pasture-mowed, corn-min, grass/pasture, grass/trees و hay-windrowe.

جدول (۱) تعداد پيکسل هاي واقعيت زميني[۳۰] را براي هر کلاس در تصوير مورد نظر نشان مي دهد. همان طوری که ملاحظه مي گردد، اين پيکسل ها به دو دسته آموزشي و تست براي هر کلاس تقسيم شده اند. تعداد داده هاي مربوط به پيکسل هاي آموزشي ۲۲۶۰ و تعداد داده هاي مربوط به پيکسل هاي تست ۱۰۰۶۱ پيکسل مي باشد.

هدف اين بخش بررسي اثر مرحله پيش پردازش در شکل (۲) روي دقت طبقه بندي است. به اين منظور براي گام اول مرحله پيش پردازش در شکل(۲) (کاهش باند) داده ها از يک فضاي با بعد زياد به يک زير فضاي با بعد کمتر بوسيله الگوريتمSPPP تصوير شدند و در گام دوم با اعمال فيلتر پايين گذر تفکيک پذيري کلاس ها افزايش داده شد. معيار اندازه گيري تفکيک پذيري

كلاس ها در اين جا فاصله Bhattacharrya است. بعد از مرحله پيش پردازش دو روش استخراج ويژگي، يكي روش استخراج ويژگي بر اساس آناليز تفكيک پذيري (DAFE) و ديگري بر اساس مرز تصميم گيري (DBFE) براي مقايسه و ارزيابي نتايج مورد استفاده قرار گرفت. بعد از مرحله استخراج ويژگي، داده ها بوسيله الگوريتم ماكزيمم شباهت[۳۱] طبقه بندي شدند. علت استفاده از الگوريتم ماكزيمم شباهت در طبقه بندي اين است كه اولا" اين الگوريتم يكي از متداول ترين الگوريتم هاي طبقه بندي می باشد و ثانيا" آماره هاي مرتبه اول و دوم (ميانگين و واريانس) را در محاسبات خود لحاظ مي كند

جدول۱ :تعداد نمو نه هاي آموزشي و تست براي هر كلاس .

Class Name	Training Samples No. of pixels	Test Samples No. of pixels
grass/pasture-	373	2468
mowed Wood	239	1294
Soybeans-notill	197	968
Corn-notill	208	1434
Corn	197	714
Soybeans-clean	205	614
Corn-min	220	836
Grass/pasture	197	497
Grass/trees	217	747
Hay-windrowed	207	489
Total	2260	10061

پياده سازي روشها

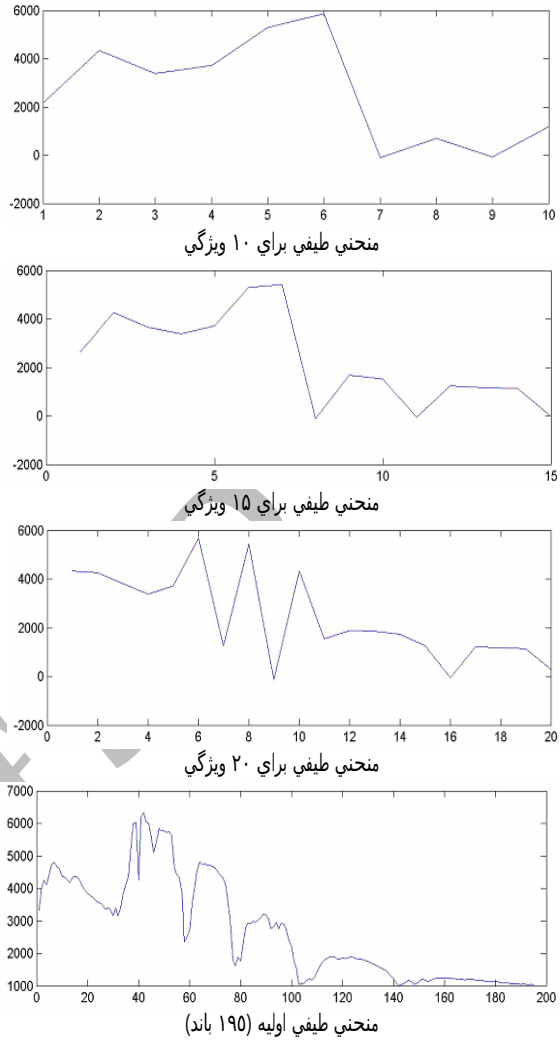
كاهش باندبا الگوريتم SPPP

در اين بخش الگوريتم SPPP براي كاهش باند هاي تصوير ابرطيفي مورد استفاده قرار گرفت. همـان طوری كه قبلا" ذكر شد در الگوريتمSPPP از روش درخت تصميم گيري بالا به پايين به منظور برآورد تعداد باندهاي مجاور در هر گروه از باندها استفاده مي شود. جدول (۲) تعداد باند هاي مجاور در هر گروه به همراه مينيمم فاصله Bhattacharyya و درصد افزايش آن را براي تعداد ويژگي هاي مختلف (۱، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰) نشان مي دهد. با توجه به جدول (۲)، با افزايش تعداد ويژگي ها، مينيمم فاصله Bhattacharyya افزايش مي يابد به طوري كه ماكزيمم اين فاصـله در ۲۰ ويژگـي روي داده و برابر با ۱/۷۶۴۴ مي باشد. هم چنين درصد افزايش مينيمم با افزايش تعداد ويژگي ها كاهش يافته به طوري كه اين درصد براي ۵ ويژگي در حدود ۴۵ درصد و براي ۲۰ ويژگي نزديک ۳ درصد مي باشد. ملاحظه مي شود كه درصد افزايش مينيمم فاصله Bhattacharyya بين كلاس ها، براي حالت ۲۰ ويژگي در مقايسه با ۵ ويژگي بسيار كم است و اين بدان معناست كه با افزايش تعداد ويژگي ها بيشتر از ۲۰، تفكيک پذيري كلاس ها افزايش محسوسي ندارد و اين دليل متوقف شدن الگوريتم كاهش باندSPPP در ۲۰ ويژگي می باشد.

شكل (۸) منحني هاي طيفي كلاس ذرت[۳۲] را در تعداد ويژگي هاي مختلف نشان مي دهد. در اين شكل منحني طيفي كلاس ذرت براي ۱۹۵ باند اصلي و تعداد مختلف ويژگيهاي انتخاب شده توسط الگوريتم SPPP (۱۰، ۱۵ و۲۰ ويژگي) نشان داده شده است. به طوری كه ملاحظه مي شود با افزايش تعداد ويژگي ها، منحني طيفي كلاس به منحني طيفي اوليه (۱۹۵باند) نزديک تر مي گردد. دليل اين امر اين است كه با افزايش تعداد ويژگي ها اطلاعات بيشتري در تصوير حفظ مي شود.

جدول ۲: گروه باندهاي مجاور براي تعداد ويژگيهاي مختلف انتخاب شده توسط الگوريتم SPPP بهمراه مينيمم و درصد افزايش فاصله Bhattacharyya متناظر آنها.

تعداد ويژگي	گروه باندهاي مجاور	مينيمم فاصله *Bhattacharyya (MBD)*	درصد افزايش فاصله *Bhattacharyya* $MBD(\Delta BI_i)$
1	*195*	*0.0188*	
5	*12 12 24 49 98*	*0.5069*	*45%*
10	*12 12 6 6 6 6 49 49 24 25*	*1.0290*	*6%*
15	*12 6 6 6 6 6 6 49 24 25 12 12 6 6 13*	*1.3876*	*8%*
20	*12 6 6 6 6 6 3 3 24 25 12 12 6 6 13 12 12 6 6 13*	*1.7644*	*3%*



شكل ۸ : منحني طيفي كلاس ذرت در حالت اصلي (۱۹۵ باند) و تعداد مختلف ويژگي (۱۵،۱۰و۲۰)ويژگي انتخاب شده توسط الگوريتم درخت تصميم گيري در الگوريتم SPPP.

افزايش تفكيک پذيري كلاس ها بافيلتر پايين گذر

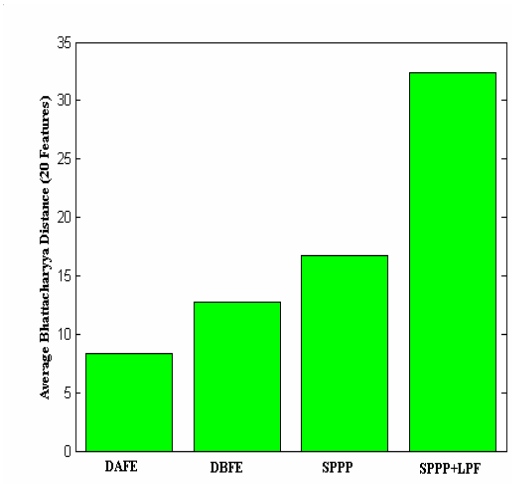
به منظور افزايش تفكيک پذيري كلاس ها در اين تحقيق، فيلتر پايين گذر روي تصوير كاهش باند يافته (۲۰ ويژگي) اعمال شده است. فيلتر پايين گذر مورد استفاده در اين مطالعه داراي ابعاد ۳x۳ و به صورت زير مي باشد:

$$\frac{1}{9}\begin{bmatrix}1 & 1 & 1\\ 1 & 1 & 1\\ 1 & 1 & 1\end{bmatrix}$$

تجزيه و تحليل نتايج

تأثير مرحله پيـش پردازش در تفكيک پذيري كلاس ها

در اين بخش، تأثير مرحله پيش پردازش در تفكيک پذيري كلاس ها ارزيابي مي شود. شكل (۹) ميانگين فواصل بين كلاس هاي تعريف شده در اين تحقيق براي ۲۰ ويژگي و روشهاي مختلف را نشان مي دهد. در اين شكل واژه هايDAFE وDBFE بيانگر اين هستند كه داده ها از ۱۹۵ باند اصلي مستقيما" بوسيله الگوريتم هاي استخراج ويژگي به ترتيب آناليز تفكيک پذيري و آناليز مرز تصميم گيري به ۲۰ ويژگي كاهش داده شده اند. SPPP بدين معناست كه عمل كاهش باند از ۱۹۵ باند اصلي به ۲۰ ويژگي بوسيله الگوريتمSPPP انجام شده است. SPPP+LPF بدين معنا مي باشد كه ابتدا داده ها از ۱۹۵ باند به ۲۰ ويژگي با الگوريتمSPPP كاهش داده شده و سپس فيلتر پايين گذر به منظور افزايش تفكيک پذيري كلاس ها روي تصوير كاهش باند يافته (۲۰ ويژگي) اعمال شده است.



شكل ۹: ميانگين فاصله Bhattacharyya براي روش هاي مختلف (DAFE, DBFE, PPP وSPPP+LPF).

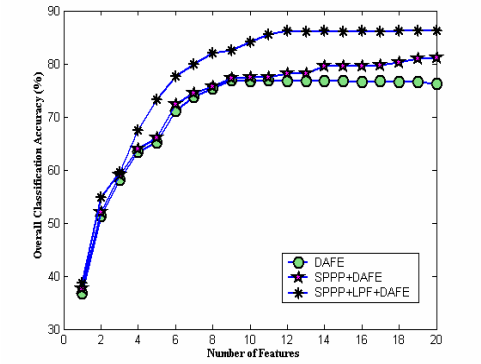
همان گونه كه در اين شكل ملاحظه مي شود ميانگين فاصله Bhattacharyya براي روش SPPP خيلي بيشتر از روش هاي DAFE و DBFE مي باشد كه يكي از دلايل آن اين است كه الگوريتم هاي استخراج ويژگي بر اساس آناليز تفكيک پذيري و مرز تصميم گيري محاسبات استخراج ويژگي و كاهش باند را در كل فضاي ۱۹۵ باند انجام مي دهند. همان طوري كه قبلا" اشاره شد در اين فضا پديده Hughes اتفاق افتاده و باعث افت تفكيک پذيري كلاس ها مي شود. دليل ديگر اين است كه الگوريتم DAFE بجاي فاصله Bhattacharyya معيار فيشر را در محاسبات خود ماكزيمم مي كند. همچنين در شكل (۹) مشاهده مي شود كه با اعمال فيلتر پايين گذر ميانگين فاصله Bhattacharyya بين كلاس ها افزايـش

مي يابد. اين مقدار افزايش درحدود ۵۸ درصد نسبت به حالت بدون اعمال فيلتر يعني روش SPPP و ناشي از w برابر (در اينجا ۳ برابر) شدن ترم اول فاصله در اثر اعمال فيلتر پايين گذر می باشد.

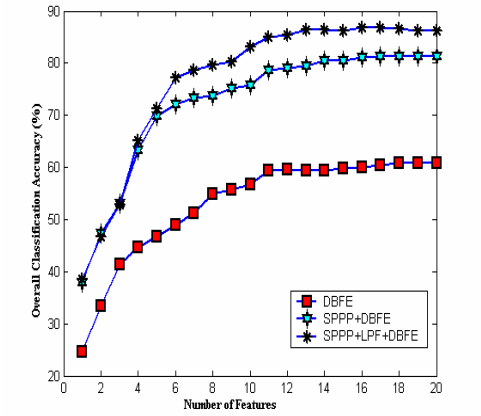
تأثير مرحله پيش پردازش روي دقت طبقه بندي

در اين بخش، تأثير دو بخش پيش پردازش يعني اعمال فيلتر پايين گذر و اعمال الگوريتم كاهش باند SPPP روي دقت طبقه بندي ارزيابي مي شود كه براي آن از دو روش استخراج ويژگي استفاده شده است. يكي استخراج ويژگي بر اساس آناليز تفكيك پذيري و ديگري بر اساس مرز تصميم گيري. سه مجموعه داده براي انجام مراحل پيش پردازش و استخراج ويژگي آماده سازي گرديده است. سپس هر يک از اين سه مجموعه با الگوريتم ماكزيمم شباهت طبقه بندي شده اند.در مجموعه اول, داده ها از ۱۹۵ باند اوليه توسط الگوريتم هاي استخراج ويژگي DAFE و DBFE به ۲۰ ويژگي كاهش داده شده اند. براي آماده سازي مجموعه دوم داده ها، ابتدا كاهش باند از ۱۹۵ باند اوليه به ۲۰ ويژگي توسط الگوريتم كاهش باندSPPP انجام شده است. سپس عمل استخراج ويژگي توسط الگوريتمهاي DAFE وDBFE انجام شده است. در مجموعه سوم داده ها ابتدا كاهش باند بوسيله SPPP از ۱۹۵ به ۲۰ و سپس افزايش تفكيک پذيري كلاس ها با اعمال فيلتر پايين گذر و در نهايت استخراج ويژگي با الگوريتمهاي DAFE و DBFE انجام گرفته است. در واقع مجموعه دوم داده ها براي ارزيابي الگوريتم كاهش باند SPPP (گام اول مرحله پيش پردازش) و مجموعه سوم براي ارزيابي الگوريتمهاي SPPP و فيلتر پايين گذر (گام اول و گام دوم مرحله پيش پردازش) روي دقت طبقه بندي مورد استفاده قرار گرفته است.

ارزيابي دقت طبقه بندي كلي[۳۳] براي تعداد مختلف ويژگي براي هر يک از سه مجموعه داده فوق در شكل هاي (۱۰) و (۱۱) نشان داده شده است. در شكل (۱۰) ملاحظه مي شود كه در روش DAFE دقت طبقه بندي در ۹ ويژگي اول اشباع مي گردد. در واقع براي بيشتر از ۹ ويژگي افزايش دقت طبقه بندي ديده نمي شود. علت اين است كه الگوريتم DAFE براي L كلاس تعداد L-1 ويژگي را استخراج مي كند[۱۲]. در اين جا ۹ ويژگي، و بنابراين ماكزيمم دقت طبقه بندي در ۹ ويژگي اتفاق مي افتد كه داراي مقدار ۷۶/۹% مي باشد. در اين شكل تعداد ويژگيهاي باقيمانده (بيشتر از ۹) به صورت تصادفي از بين ۲۰ ويژگي انتخاب شده اند. مقايسه شكل **هاي** (۱۰) و (۱۱) نشان مي دهد كه تقريبا" براي هر تعداد ويژگي (۱تا ۲۰) الگوريتم DAFE عملكرد بهتري نسبت به الگوريتم DBFE در استخراج ويژگي دارد كه اثر آن روي دقت طبقه بندي كلي ديده مي شود. الگوريتم DBFE بستگي بالايي به تعداد نمونه هاي آموزشي براي برآورد مرز تصميم گيري دارد و هر چه اين تعداد بيشتر باشد با دقت بيشتري عمل استخراج ويژگي را انجام مي دهد. حال آنكه در اينجا فقط ۲۲۶۰پيكسل يعني در حدود ۱۰ درصد كل منطقه تصوير برداري شده به عنوان نمونه هاي آموزشي مورد استفاده قرار گرفته است، لذا انتظار مي رود عملكرد الگوريتم DAFE كه بستگي چنداني به تعداد نمونه هاي آموزشي ندارد بهتر از DBFE باشد.



شكل ۱۰: ارزيابي دقت طبقه بندي براي تعداد مختلف ويژگي (از۱ تا ۲۰) در روشهاي مختلف (SPPP+LPF+DAFE, SPPP+ DAFE, DAFE).



شكل ۱۱: ارزيابي دقت طبقه بندي براي تعداد مختلف ويژگي (از ۱ تا ۲۰) در روشهاي مختلف (SPPP+LPF+DBFE, SPPP+ DBFE, DBFE).

شکل هاي (۱۰) و (۱۱) نشان مي دهند که اعمال قسمت اول مرحله پیش پردازش قبل از استخراج ویژگي، دقت کلي طبقه بندي را بهبود مي بخشد. این افزایش دقت براي تقریبا" تمامي تعداد ویژگي (به خصوص براي تعداد ویژگي هاي بیشتر از ۱۱) در شکل (۱۰) و تمامي تعداد ویژگي ها در شکل (۱۱) مشاهده مي شود. علت این افزایش دقت مربوط به ماهیت الگوریتم کاهش باند SPPP می باشد زیرا بر خلاف دو الگوریتم DAFE و DBFE که محاسبات کاهش باند (استخراج ویژگي) را در کل فضاي ۱۹۵ باندي انجام مي دهند، الگوریتمSPPP محاسبات کاهش باند را در زیر فضاهاي فضاي ۱۹۵ باندي انجام مي دهد. همان طوری که قبلا" نیز اشاره شد انجام محاسبات در این زیرفضاها، سازگاري بهتري با عملکرد داده ها در برآورد پارامترهاي آماري کلاس ها دارد و هم چنین موجب تعدیل پدیده Hughes مي شود. این افزایش دقت در حدود ۵% براي حالت DAFE+SPPP و۳۳% براي حالت DBFE+SPPP در مقایسه با حالات به ترتیب DAFE و DBFE براي ۲۰ ویژگي می باشد. هم چنین مشاهده مي شود که با اعمال فیلتر پایین گذر دقت طبقه بندي افزایش مي یابد. دقت طبقه بندي براي ۲۰ ویژگي در حدود ۸۱/۲% قبل از اعمال فیلتر و در حدود ۸۶/۳% بعد از اعمال فیلتر پایین گذر در هر یک از دو الگوریتم DAFE و DBFE میباشد. همان طوری که قبلا" نیز اشاره شد فیلتر پایین گذر باعث افزایش تفکیک پذیري کلاس ها شده که در نتیجه باعث عملکرد بهتر الگوریتم حداکثر احتمال در طبقه بندي مي شود.

نتیجه گیري

توان تفکیک طیفي بالا در تصاویر ابر طیفي و بدنبال آن بروز پدیده Hughes، لزوم انجام مرحله پیش پردازش قبل از مرحله استخراج ویژگي در آنالیز داده هاي تصاویر ابر طیفي را که باعث افزایش دقت طبقه بندي این نوع داده ها مي شود، اجتناب ناپذیر مي کند. مرحله پیش پردازش پیشنهادي در این تحقیق، شامل گام کاهش باند با اعمال الگوریتم SPPP و گام افزایش تفکیک پذیري با اعمال الگوریتم LPF مي باشد. همان طور که ملاحظه گردید، هر یک از دو گام، به تنهایي باعث افزایش دقت طبقه بندي می شوند. با این حال، بهترین نتیجه براي افزایش تفکیک پذیري کلاس ها و بهبود دقت طبقه بندي، زماني حاصل مي گردد که دو گام مذکور با هم ترکیب شوند. الگوریتم SPPP با تصویر کردن باندهاي تصویر ابر طیفي اولیه روي چندین زیر فضا, محاسبات را براي هر زیر فضا به طور جداگانه انجام مي دهد. لذا پدیده Hughes تعدیل و بدنبال آن اطلاعات بیشتري در تصویر حفظ مي شود و در نتیجه دقت طبقه بندي افزایش مي یابد. هم چنین اعمال فیلتر پایین گذر باعث افزایش فاصله Bhattacharyya بین کلاس ها، که ارتباط مستقیمي با دقت طبقه بندي دارد، مي شود. نتایج حاصل از این تحقیق نشان مي دهد که با اعمال مرحله پیش پردازش قبل از مرحله استخراج ویژگي براي حالتي که الگوریتم استخراج ویژگي DAFE باشد دقت طبقه بندي در حدود ۱۰ درصد و در حالتیکه الگوریتم استخراج ویژگي DBFE باشد در حدود ۴۰ درصد افزایش مي یابد.

براي کارهاي آینده موارد زیر پیشنهاد مي شود:

- اعمال فیلتر پایین گذر با ابعاد پنجره گوناگون وبررسي اثر آنها روي تفکیک پذیري کلاس ها و دقت طبقه بندي.
- بررسي اثر مرحله پیش پردازش پیشنهادي روي دقت طبقه بندي با استفاده از الگوریتمهاي طبقه بندي دیگر نظیر(SAM) [۳۴] وBinary Encoding .
- استفاده از الگوریتم Projection Pursuit در طراحي یک طبقه بندي کننده نظارت شده مناسب براي تصاویر ابر طیفي. الگوریتم هاي طبقه بندي موجود محاسبات بر آورد پارامترهاي آماري خود را با در نظر گرفتن کل باندها به صورت یکجا انجام مي دهند. یک طبقه بندي کننده بر اساس الگوریتم PP مي تواند با تصویر کردن کل باندها روي فضاهاي با تعداد باندهاي کمتر عملیات طبقه بندي را روي این فضاها انجام و سپس نتایج محاسبات فضاها را با یکدیگر تلفیق کند.

مراجع

1 - Hsieh, P. F. and Landgrebe, D. A. (1998). *Classification of High Dimensional Data*, School of Electrical and Computer Engineering, Purdue University, West Lafayette, Indiana.

2 - Hughes, G. F. (1968). "On the mean accuracy of statistical pattern recognizers." *IEEE Transactions on Information Theory,* Vol. 14, No. 1, PP. 55-63.

3 - Jimenez, L. and Landgrebe, D. A. *High Dimensional Feature Reduction Via Projection Pursuit*, Technical Report TR-ECE 96-5 (PhD Dissertation) School of Electrical & Computer Engineering, Purdue University, West Lafayette IN 47907-1285.

4 - Jones, M. C. and Sibson, R. (1987). "What is Projection Pursuit?" *J. R. Statistics Soc* .Series A Vol.150, No.1 PP. 1- 36.

5 - Scott, D. W. (1992). *Multivariate Density Estimation: Theory*, Practice and Visualization, John Wiley & Sons.

6 - Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. San Diego, California: Academic Press, Inc.

7 - Lee, C. and Landgrebe, D.A. (1993). "Feature extraction based on decision boundaries." *IEEE Transaction of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 3, PP. 388-400.

8 - Swain, P. H. and Davis, S. M. eds. (1978). *Remote Sensing: The Quantitative Approach*. New-York: McGraw-Hill.

9 - Landgrebe, D. A. (2003). *Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing*, John Wiley & Sons.

10 - Lin, H. D. and Burce, L.M. (2004). *Parametric Projection Pursuits for Dimensionality Reduction of Hyperspectral Signals in Target Recognition Applications*", MSc. Thesis in electrical engineering, Mississippi State University, USA.

11 - Gonzalez, R.C. and Woods, R. E. (2003). *Digital Image Processing.* Prentice-Hall, New Jersey.

12 - Kuo, B. C. and Landgrebe, D. A. (2001). *Improved Statistics Estimation and Feature Extraction for Hyperspectral Data Classification* PhD Thesis, School of Electrical Engineering, Purdue University.

13 - Friedman, J. H. and Tukey, J. W. (1974). "A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis." *IEEE Trans. Computers*, Vol. 23, PP. 881–889.

14 - Jain, A.K. (1989). *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Inc.

15 - Webb, A. (1999). *Statistical Pattern Recognition*, Arnold: London.

16 - Raudys, S. and Pikelis, V. (1980). "On dimensionality, sample size, classification error, and complexity of classification algorithm in pattern recognition." *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell*. Vol. PAMI-2, No. 3, PP. 242-252.

17 - http://www.lars.purdue.edu/home/image_data/aviris_data2.html, 2004.

واژه هاي انگليسي به ترتيب استفاده در متن

1 -Training Samples
2 - Hyperspectral
3 - Multispectral
4 - Classifier
5 - Supervised
6 - Un-labeled Samples
7 - Dimensionality Reduction
8 - Classes Separability Increasing
9 - Projection Pursuit
10 - Feature Extraction
11 - Low Pass Filter-LPF
12 - Principal Component Analysis
13 - Discriminant Analysis Feature Extraction
14 - Decision Boundary Feature Extraction
15 - Orthogonal
16 - Index Function
17 - Exhaustive
18 - Separable
19 - Of Information
20 - Fisher Criterion
21 - Divergence Distance
22 - Parametric Index
23 - Parametric Projection Pursuit
24 - Top-Down Binary Decision Tree
25 - Sequential
26 - Sequential Parametric Projection Pursuit
27 - Nonsingular Transformation
28 - Invariant
29 - Feature Space
30 - Spectral Mixing
31 - Ground Truth
32 - Corn
33 - Overall accuracy
34 - Spectral Angle Mapper