



ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی‌کننده‌ی داده‌های پلاریمتری رادار

عاطفه وارثی^۱، دکتر محمودرضا صاحبی^۲

۱- دانشجوی ارشد سنجش از دور دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲- استادیار پژوهشکده سنجش از دور دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

چکیده:

جمع‌آوری داده توسط سنجش از دور یک مرحله اساسی در مدیریت پایدار زمین می‌باشد. یکی از پردازش‌های مهم و پرکاربرد بر روی تصاویر سنجش از دور، طبقه‌بندی است. از دیدگاه تصمیم‌گیری، نقشه‌های حاصل از طبقه‌بندی می‌توانند مفید واقع شوند، زیرا این الگوریتم‌ها اطلاعات پیچیده‌ی طیفی - مکانی را در تعداد محدودی کلاس مورد نیاز، خلاصه می‌کنند. داده‌های پلاریمتری سار به دلیل دارا بودن اطلاعات غنی از محیط، در چند دهه اخیر به یکی از پرستفاده‌ترین داده‌های سنجش از دوری تبدیل شده‌اند. به طور کلی، برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک از دو منبع اطلاعاتی شامل، نوع مکانیزم پراکنش عوارض و توزیع آماری داده‌ها استفاده می‌شود. در این مقاله داده‌ی رادارست-۲ را به چند روش نظارت‌شده و نظارت‌نشده طبقه‌بندی و مقایسه می‌شوند. معروف‌ترین توزیع آماری تصاویر پلاریمتری، توزیع ویشارت بوده، و طبقه‌بندی‌کننده ویشارت نیز یکی از روش‌های پایه برای طبقه‌بندی این تصاویر محسوب می‌شود. در این مقاله، این تکنیک با روش‌های ماشین بردار پشتیبان، تجزیه‌ی فریمین و ون-زیل مقایسه و نتایج آن ارزیابی شده است. نتایج حاکی از آن است در تفکیک کلاس دو بازگشتی روش ماشین بردار پشتیبان و ون-زیل بهتر از بقیه‌ی روش‌ها عمل کرده‌اند. روش فریمین برای تفکیک کلاس باز پراکنش سطحی و ویشارت برای کلاس بازپراکنش حجمی مناسب‌ترند. از نظر کمی و کیفی ون-زیل عملکرد بهتری نسبت به روش‌های دیگر برای طبقه‌بندی دارد.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی، سنجش از دور، پلاریمتری سار.



۱- مقدمه

یکی از روش های متداول تهیه ی نقشه های پوششی از سطح زمین، طبقه بندی تصاویر سنجش از دوری می باشد. از میان داده های مختلف، استفاده از داده های روزنه ترکیبی به دلیل عدم وابستگی به نور خورشید و شرایط جوی، بسیار مورد توجه می باشد. ماهیت تصاویر پلاریمتری بر مبنای استفاده از امواج مایکروویو و همچنین اطلاعات پلاریمتری در چهار کانال مختلف (hh,hv,vh,vv)، این تصاویر را به فیزیک و هندسه ی تارگت حساس می کند [1].

به طور کلی می توان روش های طبقه بندی تصاویر پلاریمتری را به دو گروه آماری و فیزیکی تقسیم بندی کرد. روش های آماری یک توزیع خاص برای داده در نظر می گیرند و با استخراج پارامترهای آماری طبقه بندی را انجام می دهند. از جمله ی این روش ها می توان به طبقه بندی داده های چند منظوره با استفاده از فاصله ی ویشارت بین ماتریس کوواریانس پیکسل مجهول و ماتریس کوواریانس میانگین هر کلاس اشاره کرد. این روش ها به واسطه ی گسترده بودن باز پراکنش حاصل از برخورد موج مایکروویو و تارگت، نتایج مناسبی ارائه نمی دهند. روش غیر پارامتریک و نظارت شده ی ماشین بردار پشتیبان یک طبقه بندی دو کلاسه است و از توزیع خاصی تبعیت نمی کند. در مقابل، نقطه ی مشترک تمام روش های فیزیکی، توجه به نوع مکانیسم پراکنش اهداف است. این روش ها به کمک اطلاعات حاصل از الگوریتم های تجزیه که اغلب به دنبال استخراج مکانیزم پراکنش در هر المان داده هستند سعی در طبقه بندی داده دارند. از روش های تجزیه غیر همدوس روشهای فریمن و ون-زیل که بر اساس سه مکانیزم باز پراکنش حجمی، دو بازگشتی و باز پراکنش براگ می باشد. هدف این مقاله اعمال روش های طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان، ویشارت، ون-زیل و فریمن روی داده ی سانفرانسیسکو و مقایسه ی عملکرد هر کدام می باشد.

۲- مواد و روش ها

۲-۱- منطقه ی مورد مطالعه

داده ی مورد مطالعه در این نوشتار از منطقه ی سانفرانسیسکو می باشد. این داده ۴ پولاترزه و با رادارست-۲ در سال ۲۰۰۸ اخذ گردیده است.



شکل (۱) منطقه ی مورد مطالعه



۲-۲-۲- روش‌ها

۲-۲-۱- طبقه‌بندی بر اساس توزیع ویشارت

توزیع ویشارت به صورت زیر است:

$$P(A) = \frac{|A|^{n-q} \exp(-\text{tr}(C^{-1}A))}{K(n,q)|C|^n} \quad (1-1)$$

در آن k تابع گاما است. مشابه با فرآیند طبقه بندی پیشینه شباهت و با جایگزینی C_m (ماتریس کوریانس کلاس m) به جای C و با فرض آنکه احتمال اولیه تمام کلاس‌ها با هم برابر است، می‌توان طبقه بندی را با اندازه گیری کمترین فاصله برای هر پیکسل انجام داد:

$$d(Z, w_m) = \ln|C_m| + \text{tr}(C_m^{-1}Z) \quad (1-2)$$

$$d(Z, w_m) < d(Z, w_j) \quad (1-3)$$

پیکسل Z به کلاس w_m تعلق دارد هرگاه شرط بالا محقق شود.

۲-۲-۲- طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان

روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان روشی نظارت شده، غیر پارامتریک و مستقل از توزیع کلاس‌ها است. مبنای کاری این طبقه‌بندی، طبقه‌بندی خطی داده‌هاست و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه‌ی اطمینان بیشتری داشته باشد. در این روش نیز سه کلاس پراکنش حجمی، سطحی و دو باز گشتی در نظر گرفته شده است.

۲-۲-۳- روش تجزیه‌ی فریمن

تجزیه‌ی فریمن ماتریس کووریانس را به عنوان ترکیبی از سه مکانیزم باز پراکنش انجام می‌دهد [2]:

(۱) باز پراکنش حجمی در جایی که پراکنده سازهای تاج درختان به صورت دو قطبی‌های با جهت‌های تصادفی مدل می‌شوند.

(۲) باز پراکنش دو باز گشتیکه با dihedral corner reflectors مدل می‌شود.

(۳) سطح یا باز پراکنش تک باز گشتی که توسط پراکنده ساز اولین مولفه‌ی سطح براگ مدل می‌شود.

در باز پراکنش حجمی از سطح تاج درختان ماتریس پراکنندگی دو قطبی‌های اولیه در فرم خطی متعامد براساس h, v زمانی که جهت گیری به صورت افقی باشد، به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$[S] = \begin{bmatrix} R_h & 0 \\ 0 & R_v \end{bmatrix} \quad (3-1)$$

برای فرم thin dipole فرم زیر حاصل می‌گردد:

$$[S] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3-2)$$



برای یک مجموعه از دوقطبی هایی که به صورت تصادفی جهت گیری می کنند، ماتریس کووریانس زیر حاصل می گردد:

$$\langle [C_3] \rangle_v = f_v \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1/3 \\ 0 & 2/3 & 0 \\ 1/3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(۳-۳)

f_v مطابق با ترکیب بازپراکنش حجمی در مولفه ی $|S_{vv}|^2$ می باشد. ماتریس کووریانس رنک ۳ است. بازپراکنش حجمی نمی تواند توسط ماتریس بازپراکنش منفرد یک تارگت خالص توصیف گردد.

مولفه ی دوم تجزیه ی فریمن مولفه ی باز پراکنش دو باز گشتی است. در این موارد از corner reflector برای مدل کردن باز پراکنش استفاده می گردد. فرض می شود سطح عمودی ما ضرایب بازتاب R_{th}, R_{tv} برای پولاریزاسیون افقی و عمودی دارد. به علاوه دو مولفه ی فاز برای پولاریزاسیون افقی و عمودی $e^{j2\gamma_h}, e^{j2\gamma_v}$ در نظر گرفته می شود. ترم های مختلط فاز نشان دهنده ی هر گونه نوسانات و اثر تغییر فاز هستند. بنابراین ماتریس پراکنندگی dihedral تعمیم یافته به صورت زیر است:

$$[S] = \begin{bmatrix} e^{j2\gamma_h} R_{gh} R_{th} & 0 \\ 0 & e^{j2\gamma_v} R_{gv} R_{tv} \end{bmatrix}$$

(۳-۴)

این ماتریس، ماتریس کووریانس مولفه ی دو باز گشتی را نشان می دهد. بعد از نرمالیزاسیون با توجه به مولفه ی S_{vv} ماتریس کووریانس به فرم زیر تشکیل گردید:

$$[C_3]_d = f_d \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & 0 & \alpha \\ 0 & 0 & 0 \\ \alpha^* & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(۳-۵)

در جایی که α طبق فرمول زیر محاسبه می شود.

$$\alpha = e^{j2(\gamma_h - \gamma_v)} \frac{R_{gh} R_{th}}{R_{gv} R_{tv}}$$

(۳-۶)

f_d مطابق با ترکیب باز پراکنش دو باز گشتی در مولفه ی $|S_{vv}|^2$ می باشد.

$$f_d = |R_{gv} R_{tv}|^2$$

(۳-۷)

مولفه ی سوم تجزیه ی فریمن از مل پراکنده ساز سطح براگ تشکیل شده است. ماتریس کووریانس طبق این مولفه ی باز پراکنش به صورت زیر محاسبه می گردد:

$$[C_3]_s = f_s \begin{bmatrix} |\beta|^2 & 0 & \alpha \\ 0 & 0 & 0 \\ \alpha^* & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(۳-۸)

f_s با ترکیب باز پراکنش دو بازگشتی با $|S_{vv}|^2$ مطابقت دارد.



$$f_s = |R_v|^2 \quad (3-9)$$

$$\beta = \frac{R_h}{R_v} \quad (3-10)$$

تجزیه‌ی فریمن ماتریس کوواریانس را به صورت زیر تقسیم بندی می‌کند.

$$[C_3] = \langle [C_3] \rangle_v + [C_3]_d + [C_3]_s \quad (3-11)$$

قدرت پراکنده شده توسط مولفه‌ها در باز پراکنش حجمی از رابطه‌ی زیر تبعیت می‌کند.

$$P_v = \frac{8f_v}{3} \quad (3-12)$$

$$P_d = f_d(1 + |\alpha|^2) \quad (3-13)$$

$$P_s = f_s(1 + |\beta|^2) \quad (3-14)$$

بنابراین با استفاده از ترکیب Pd,Ps,Pv می‌توان تصویر رنگی RGB تولید کرده که حاوی اطلاعات پلاریمتری می‌باشد. میزان قدرت کلی پراکنش شده از رابطه‌ی زیر بدست می‌آید.

$$SPAN = |S_{hh}|^2 + |S_{vv}|^2 + 2|S_{hv}|^2 = P_v + P_d + P_s \quad (3-15)$$

۲-۲-۴- روش تجزیه‌ی ون-زیل

برای اولین بار با استفاده از توصیف کلی ماتریس کوواریانس در حالت تک سوپه برای زمین طبیعی که متقارن آزیموتی باشد معرفی شد. متقارن در نظر گرفتن اهداف باعث ساده‌سازی حل مسئله‌ی پراکنش شده و این امکان را فراهم می‌کند تا بتوانیم پراکنش از سطح اجسام را به صورت ساده‌تری بیان کنیم. معمولاً این تقارن در سه حالت تقارن انعکاسی، چرخشی و آزیموتی بیان می‌گردد. اهداف متقارن انعکاسی به اهدافی اطلاق می‌شود که حول خط دید رادار از لحاظ انعکاسی متقارن هستند که این فرض برای اکثر بافت‌های طبیعی صحیح می‌باشد ولی برای مناطق شهری فرض درستی نمی‌باشد. اهداف با تقارن چرخشی، اهدافی است که حول خط دید رادار به صورت چرخشی متقارن هستند. اهداف با تقارن آزیموتی ترکیبی از دو حالت متقارن انعکاسی و چرخشی هستند و خواص تقارنی هر دو حالت را دارا می‌باشند. یعنی حول خط دید رادار از لحاظ انعکاسی و به صورت چرخشی متقارن هستند [3]. در این حالت ماتریس کوواریانس متناظر توسط رابطه‌ی زیر نوشته می‌شود [4]:

$$C_3 = \begin{bmatrix} |S_{HH}|^2 & 0 & S_{HH}S_{VV}^* \\ 0 & 2|S_{HV}|^2 & 0 \\ S_{VV}S_{HH}^* & 0 & |S_{VV}|^2 \end{bmatrix} \\ = \alpha \begin{bmatrix} 1 & 0 & \rho \\ 0 & \eta & 0 \\ \rho^* & 0 & \mu \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

$$\alpha = S_{HH} S_{HH}^* \quad \rho = \frac{S_{HH} S_{VV}^*}{S_{HH} S_{HH}^*} \quad (4-2)$$

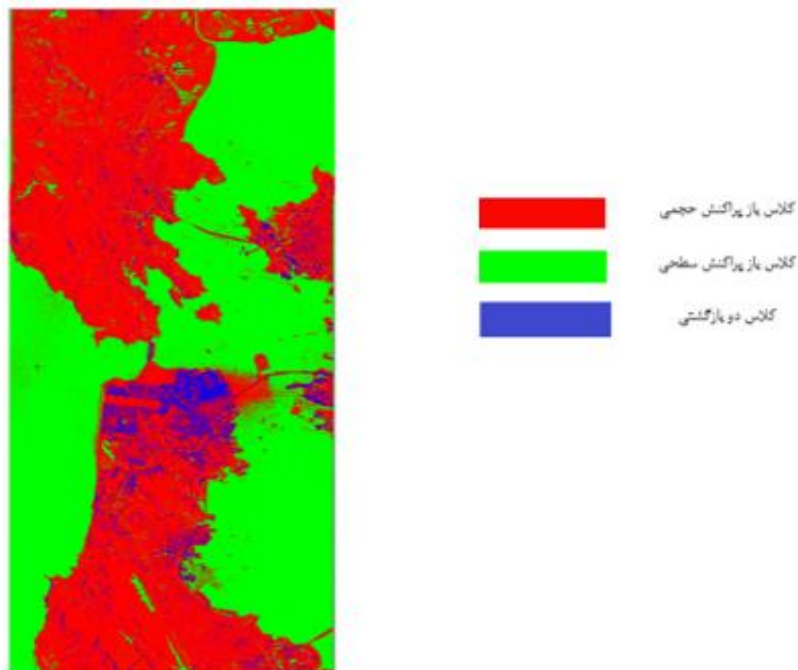
$$\mu = \frac{S_{VV} S_{VV}^*}{S_{HH} S_{HH}^*} \quad \eta = 2 \frac{S_{HV} S_{VV}^*}{S_{HH} S_{HH}^*} \quad (4-3)$$

این پارامترها به اندازه، شکل، خواص فیزیکی پراکنش کننده ها و توزیع آماری زاویه شان بستگی دارند [5]. نتیجه ی این تجزیه نشان می دهد که دو بردار ویژه ی اول ماتریسهای پراکنش معادل را ارائه می دهند که می توانند بر حسب بازتاب های زوج و فرد تقسیم بندی شوند. منظور از بازتابهای فرد پراکنشی است که در اثر برخورد امواج با سطوحی بایر مثل آب، زمین و... ایجاد می شوند. منظور از بازتاب های زوج پراکنش از سطوح عمود بر هم مثل گوشه های ساختمان ها می باشد.

۳- بحث و نتایج

۳-۱- طبقه بندی با توزیع ویشارت

نتیجه ی این طبقه بندی به سه کلاس باز پراکنش حجم، سطح و دو بازگشتی در شکل (۲) مشاهده می کنید.



شکل (۲) تصویر طبقه بندی شده به روش ویشارت

جدول (۱) ماتریس ابهام طبقه بندی ویشارت

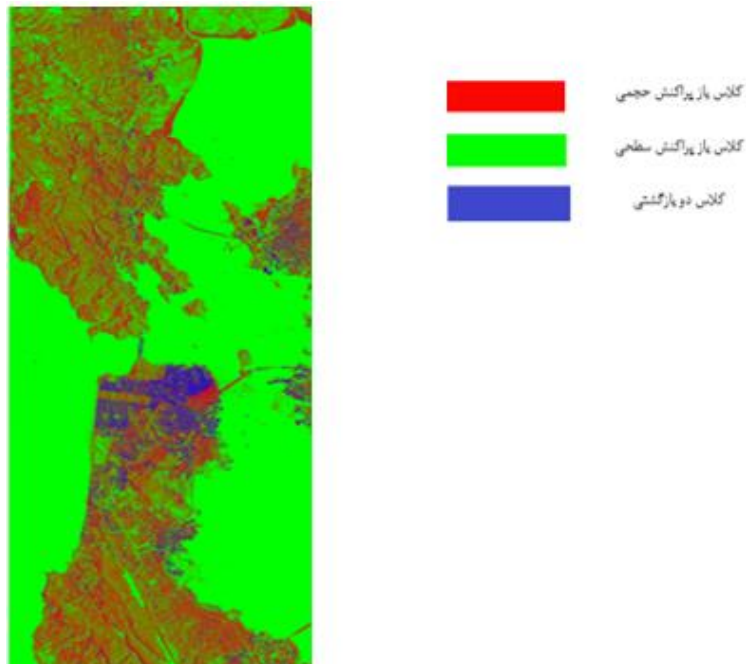
کلاس	باز پراکنش حجمی	باز پراکنش سطحی	دو بازگشتی
باز پراکنش حجمی	۸۴.۳۵	۶.۳۲	۹.۳۴
باز پراکنش سطحی	۱.۴۵	۹۸.۴۸	۰.۰۷
دو بازگشتی	۴۶.۱۲	۲.۳۶	۳۹



همان‌طور که از جدول (۱) ملاحظه می‌شود طبقه‌بندی ویشارت بیشینه‌ی دقت را در تفکیک کلاس باز پراکنش سطحی و کمینه‌ی دقت در کلاس دو بازگشتی داشته است.

۳-۲- طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان

شکل (۳) طبقه‌بندی به این روش را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که در ماشین بردار پشتیبان تعداد پیکسل‌های کلاس باز پراکنش سطحی که به اشتباه در کلاس باز پراکنش حجمی و پیکسل‌های کلاس باز پراکنش حجمی که به اشتباه در کلاس دو بازگشتی طبقه‌بندی شده‌اند، افزایش یافته ولی نسبت به روش ویشارت در جداسازی کلاس دو بازگشتی بهتر عمل کرده است.



شکل (۳) تصویر طبقه‌بندی شده‌ی روش ماشین بردار پشتیبان

جدول (۲) ماتریس ابهام را برای سه کلاس باز پراکنش حجمی، سطحی و دو بازگشتی نشان می‌دهد.

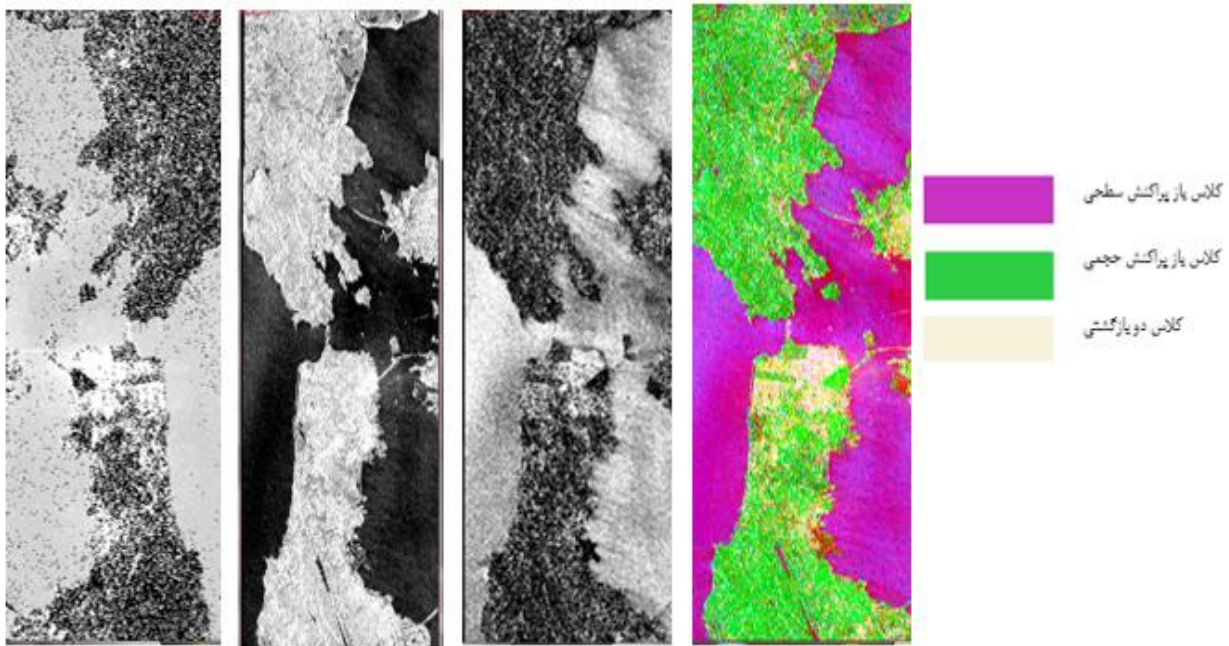
جدول (۲) ماتریس ابهام طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

کلاس	باز پراکنش حجمی	باز پراکنش سطحی	دو بازگشتی
باز پراکنش حجمی	۵۵.۲۳	۱۲.۸۹	۶.۴۶
باز پراکنش سطحی	۳.۵۶	۹۶.۲	۰.۰۰
دو بازگشتی	۲۷.۶۳	۵.۱۶	۶۷.۱۱

۳-۳- روش تجزیه‌ی فریمن

نتایج بدست آمده حاکی از آن است که تجزیه‌ی فریمن از نظر کمی و کیفی در تجزیه‌ی باز پراکنش سطح مناسب‌تر است.

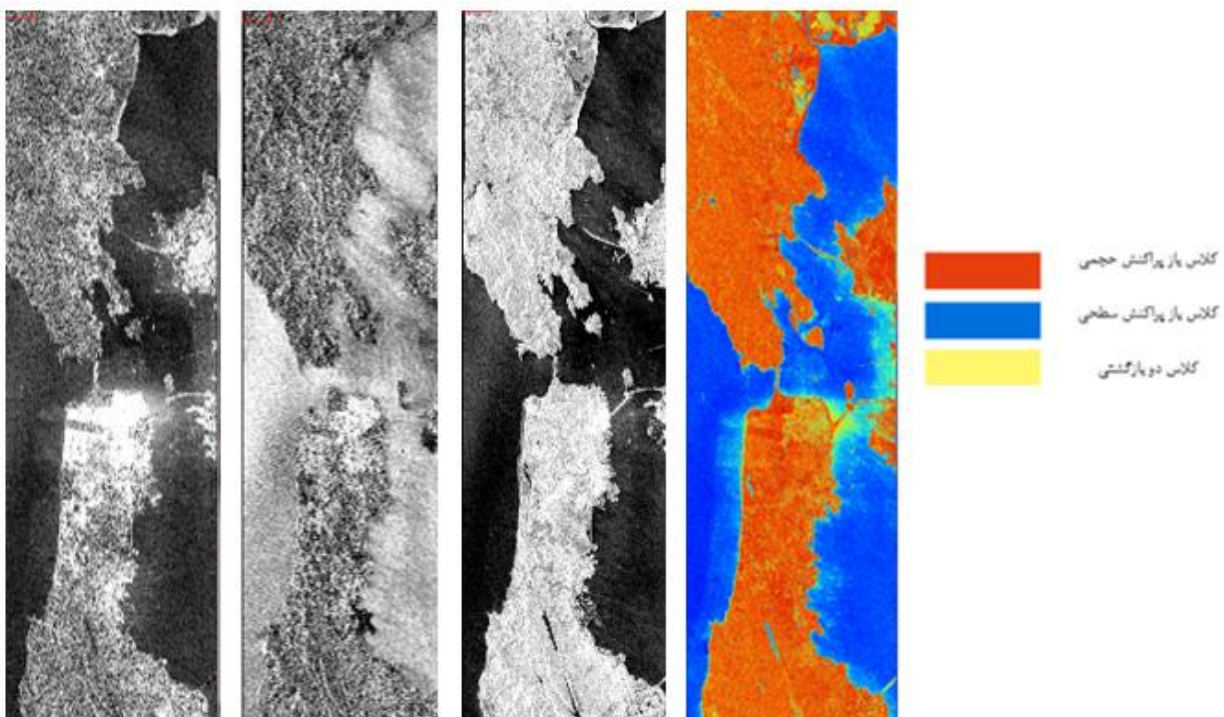
در این تجزیه دقت کلاس باز پراکنش سطح ۹۸٪، کلاس بازپراکنش حجمی ۷۱٪ و دو بازگشتی ۴۰٪ می‌باشد.



شکل ۴) تصاویر خروجی روش تجزیه‌ی فریمن به ترتیب از سمت چپ، دو بازگشتی، حجمی، سطحی و تصویر رنگی تجزیه‌ی فریمن

۳-۴- روش تجزیه‌ی ون-زیل

دقت کلاس بازپراکنش سطحی ۹۷٪، حجمی ۷۷.۵٪ و دو بازگشتی ۵۳٪ در این تجزیه حاصل شد. همان‌طور که مشاهده می‌شود ون-زیل در جداسازی کلاس دو بازگشتی بهتر از تجزیه‌ی فریمن عمل کرده است.



شکل ۵) تصاویر خروجی روش تجزیه‌ی فریمن به ترتیب از سمت چپ، دو بازگشتی، سطحی، حجمی و تصویر رنگی تجزیه‌ی ون-زیل



۳-۵- مقایسه‌ی نتایج

مزیت داده‌های پلاریمتری این است که با آنالیز آنها می‌توان ترکیبات مختلفی از پراکنده‌سازها را در تصویر از یکدیگر تفکیک کرد. روشهای تجزیه‌ی تارگت با استفاده از تحلیل ماتریس پراکنش به جداسازی انواع مختلف پراکنش‌ها در تصویر می‌پردازند. این روش‌ها به دو دسته‌ی هم‌دوس و غیر هم‌دوس تقسیم‌بندی می‌شوند. روش تجزیه‌ی فریمن و ون-زیل استفاده شده در این مقاله، غیر هم‌دوس و روش طبقه‌بندی با توزیع ویشارت و ماشین بردار پشتیبان نیز نظارت شده است. تفاوت روش ون-زیل با فریمن در این است که در آن برخلاف تجزیه‌ی فریمن اطلاعات مکانیزم‌های انعکاسی غیر غالب برای هر پیکسل را حفظ نمی‌کند. نتایج کمی به دست آمده‌گواهی این است که روش‌های نظارت نشده نتایج بهتری نسبت به نظارت شده دارند. زیرا روش‌های نظارت شده دقتشان وابسته به نمونه‌های آموزشی است. با مقایسه‌ی بصری روش‌های تجزیه‌ی نظارت نشده، ون-زیل برای دو بازگشتی بهتر عمل می‌کند. فریمن برای سطوح افقی مناسب‌تر و در نواحی با تغییرات زاویه‌ای زیاد، به خوبی عمل نمی‌کند. عیب روش فریمن استفاده از فرض غیر واقع‌تقارن انعکاسی می‌باشد. در جداسازی پراکنش‌های حجمی هر دو روش فریمن و ون-زیل مشابه عمل کرده ولی در بعضی از مناطق کوچک با پراکنش حجمی فریمن توانسته آنها را شناسایی کند. در بین روش‌های نظارت شده، تکنیک غیر پارامتریک ماشین بردار پشتیبان دقت بیشتری دارد. هر کدام از روش‌ها در تفکیک یک کلاس نسبت به بقیه بهتر عمل کرده‌اند. روش ماشین بردار پشتیبان در تفکیک کلاس دو بازگشتی، ویشارت باز پراکنش سطحی و حجمی، تجزیه‌ی فریمن برای تفکیک باز پراکنش سطح، ون-زیل برای تفکیک دو بازگشتی مناسب‌ترند. ارزیابی‌های انجام شده نشان می‌دهند که روش تجزیه‌ی ون-زیل از نظر کمی و کیفی بهتر از روش‌های دیگر توانسته طبقه‌بندی را انجام دهد و دقت آن بیش‌تر است.

مراجع

- [1] C. Lopez-Martinez, E. Pottier, S. Cloude, "Statistical assessment of eigenvector based target decomposition theorems in radar polarimetry", IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 43(9), pp. 2058-2074, 2005.
- [2] A. Freeman and S. L. Durden, "A three component scattering model for polarimetric SAR data", IEEE Trans. Vol. 36(3). pp. 963- 973, 1998.
- [3] A. Dargahi , Y. Maghsoudi and A. Abkar, "Unsupervised classification of polarimetric SAR images using scattering mechanism", Radar Journal, vol. 1, pp. 15-26, 2013.
- [4] Vanzyl, J.J. , "Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data", IEEE Trans. Vol. 27, pp. 36- 45, 1989.
- [5] M. Salehi, M. R. Sahebi, and Y. Maghsoudi, "Improving the accuracy of urban and land cover classification using Radarsat- 2 POLSAR data", IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens., Vol. 7, No. 4, pp. 1394-1401, 2014.