

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۱/۱۶

تاریخ پذیرش: ۹۷/۹/۱۹

خوشه بندی تصاویر پلاریمتری-اینترفرومتری راداری با استفاده از آنتروپی شانون و الگوریتم میدان تصادفی مارکوف

محسن اسمعیل نژاد سلطانلو^{۱*}، محمود رضا صاحبی^۲

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

۲. دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور دانشکده مهندسی ژئودزی و ژئوماتیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

*نویسنده عهده دار مکاتبات: تهران، خیابان ولی عصر، بالاتر از میرداماد، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، پست الکترونیکی: mesmailnezhad@email.kntu.ac.ir

چکیده

داده های پلاریمتری-اینترفرومتری راداری با فراهم نمودن اطلاعاتی از نوع شدت، دارا بودن اطلاعات پلاریمتری دو تصویر و اطلاعات ارتفاعی حاصل از اینترفرومتری، توانایی زیادی در طبقه بندی پوشش های زمین نشان می دهند که این ویژگی های سه گانه در آنتروپی شانون حاصل از این داده ها به تفکیک قابل مشاهده می باشند. استفاده همزمان این پارامترها نقش تکمیل کننده ای در طبقه بندی ارائه می کنند به طوری که حضور اطلاعات اینترفرومتری باعث افزایش دقت طبقه بندی می شود. همچنین داده های اخذ شده از دنیای واقعی دارای پیوستگی مکانی می باشند. بنابراین در این تحقیق از الگوریتم میدان تصادفی مارکوف به منظور در نظر گرفتن همسایگی های پیکسلی و مجموعه پارامترهای آنتروپی شانون داده های پلاریمتری-اینترفرومتری راداری برای طبقه بندی استفاده می شود. الگوریتم میدان تصادفی مارکوف برای شروع نیاز به یک نقشه طبقه بندی شده اولیه دارد. نقشه طبقه بندی شده اولیه با استفاده از بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری و پلاریمتری-اینترفرومتری و ادغام کلاس های حاصل براساس شباهت ماتریس همدوسی پلاریمتری-اینترفرومتری مراکز کلاس ها، تهیه می شود. بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از داده پلاریمتری-اینترفرومتری اخذ شده توسط سازمان فضایی آلمان (DLR) انجام می شود. در تحقیق حاضر از شاخص درجه خلوص خوشه ها برای ارزیابی عملکرد الگوریتم پیشنهادی و چند الگوریتم دیگر استفاده می شود. درجه خلوص کل حاصل از الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با درجه خلوص حاصل از الگوریتم های $H/A/\alpha$ -ویشارت (T_f)، الگوریتم پیشنهادی $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -ویشارت (T_f)، $FCM-H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ و T_f و طبقه بندی با کمک سه پارامتر آنتروپی شانون و الگوریتم خوشه بندی FCM به ترتیب به مقدار $0.28, 0.48, 0.11, 0.38, 0.16, 0.60$ و $0.19, 0.60$ افزایش پیدا کرده است.

واژه های کلیدی: پلاریمتری-اینترفرومتری راداری، بی نظمی و ناهمسانگردی، آنتروپی شانون، میدان تصادفی مارکوف.

۱- مقدمه

مفهوم پلاریمتری-اینترفرومتری رادار با روزنه مجازی (POLINSAR)^۱ توسط کلود و پاپاتانسیو در سال ۱۹۹۸ معرفی شده و از آن زمان کاربردهای متنوعی از این تکنیک در زمینه های مختلف توسط محققین توسعه داده شده. طبقه بندی

^۱ Polarimetric Interferometric Synthetic Aperture Radar

تصاویر پوشش زمین یکی از مهم ترین کاربردهای پردازش تصویر می باشد. کوهرنس های بهینه^۱ به دست آمده از یک فرآیند بهینه سازی، کاربردی ترین و مهم ترین پارامترهایی هستند که در پردازش های مربوط به POLINSAR استفاده می شوند. این پارامترها نه تنها شامل مزایای داده پلاریمتری^۲ SAR (POLARS) هستند، بلکه حاوی اطلاعات همدوس^۳ جفت تصویر پلاریمتری نیز می باشد. به همین دلیل در اکثر روش های طبقه بندی از این ویژگی ها برای طبقه بندی استفاده می شود. روش طبقه بندی ویشارت^۴ یکی از روش های معمول برای طبقه بندی داده های SAR می باشد که می تواند برای طبقه بندی داده های POLINSAR نیز مورد استفاده قرار گیرد. به عنوان مثال فمیل و همکاران در سال ۲۰۰۱ در تحقیق خود از این روش برای طبقه بندی استفاده کردند. در ابتدا با استفاده از روش تجزیه بی نظمی- ناهمسانگردی-آلفا - ویشارت(H/A/α-ویشارت) که بر روی یکی از تصاویر اعمال می شود، تصویر مورد نظر به ۸ کلاس طبقه بندی می شود. با معرفی بی نظمی و ناهمسانگردی اینترفرومتری، کلاس های حاصل هر کدام به دو کلاس دیگر تقسیم می شوند و در نهایت یک طبقه بندی تکرار شونده با فاصله ویشارت بر روی ماتریس همدوسی ۶×۶ پلاریمتری- اینترفرومتری پیکسل ها و مراکز کلاس ها اعمال می شود. همین محققین در تحقیق خود (Ferro-Famil, Pottier et al. ۲۰۰۲) طبقه بندی دیگری معرفی کردند که مشابه روش قبلی می باشد. به طوری که در ابتدا با استفاده از روش طبقه بندی نظارت نشده بی نظمی-ناهمسانگردی-آلفا و فاصله ویشارت که بر روی یکی از تصاویر اعمال می شود، منطقه مورد نظر بر اساس مکانیسم پراکنشی به سه کلاس مختلف تقسیم می شود. در مرحله بعد با معرفی دو پارامتر نسبی A^۱ و A^۲ که از کوهرنس های بهینه نسبی به دست می آیند، هر یک از کلاس های به دست آمده از طبقه بندی پلاریمتری، در صفحه A^۱-A^۲ به چند زیر کلاس دیگر تقسیم می شوند که با این کار مقدار دهی اولیه کلاس ها انجام می شود. برای طبقه بندی، از فاصله ویشارت بین ماتریس همدوسی پلاریمتری-اینترفرومتری مراکز کلاس ها و پیکسل ها استفاده می شود.

همچنین از داده های POLINSAR برای طبقه بندی گونه های جنگلی نیز استفاده می شود که نتایج خوبی را نسبت به داده های POLARS ارائه می دهند زیرا داده های POLARS در جنگل های متراکم دچار اشباع شدگی می شوند (Ferro-Famil, Kugler et al. ۲۰۰۶). لی و همکاران (۲۰۰۵) طبقه بندی نظارت شده و نظارت نشده ای را پیشنهاد داده اند که از فاصله ویشارت برای طبقه بندی، بعد از مقدار دهی اولیه استفاده می کنند. مقدار دهی اولیه با استفاده از پارامتر A^۲ که از کوهرنس های بهینه نسبی به دست می آید (Ferro-Famil, Pottier et al. ۲۰۰۲) انجام می شود که حساسیت بیشتری نسبت به پارامترهای جنگل مانند ارتفاع و تراکم درختان دارد. نتایج طبقه بندی حاصل از داده های POLINSAR دقت بهتری نسبت به طبقه بندی با استفاده از داده های پلاریمتری دارند. در روش دیگری که برای طبقه بندی جنگل توسط فمیل و همکاران (۲۰۰۶) ارائه شده، اثرات پلاریمتری از ماتریس همدوسی پلاریمتری-اینترفرومتری حذف و یک تابع چگالی احتمال برای این نوع داده تعریف می شود. فاصله بیشتری شباهت لگاریتمی حاصل از این تابع چگالی احتمال، برای طبقه بندی مورد استفاده قرار می گیرد که در حقیقت از یک ماتریس قطری استفاده می کند که مولفه های قطر اصلی آن همان کوهرنس های بهینه نسبی می باشند. حذف اثرات پلاریمتری از ماتریس همدوسی پلاریمتری- اینترفرومتری باعث افزایش دقت طبقه بندی گونه های جنگلی در این تحقیق شده است.

^۱ Optimized coherences

^۲ Polarimetric SAR

^۳ Coherent

^۴ Wishart classification

روش طبقه بندی متفاوتی توسط ماکسیم نثومن و همکاران در سال ۲۰۰۵ ارائه شد که از پارامترهای حاصل از اشکال هندسی کوهرنس استفاده می‌کند (Neumann, Reigber et al. ۲۰۰۵). با تولید ابر نقاط کوهرنس و تصویر کردن آن‌ها در صفحه دایره مختلط یکه (CUC)^۱ یک شکل هندسی به دست می‌آید که اغلب شبیه یک بیضی می‌باشد. پارامترهای حاصل از این شکل می‌تواند در طبقه بندی پوشش زمین استفاده شود. تولید این پارامترها که شامل مراحل مختلف محاسبه مقادیر ویژه می‌باشد بسیار زمان بر است ولی با این حال از کل فضای کوهرنس استفاده می‌کند.

مارک جوگر و همکاران روش پیشرفته‌تری برای طبقه بندی نظارت نشده داده‌های POLINSAR پیشنهاد داده اند (Jager, Neumann et al. ۲۰۰۷). مراکز اولیه کلاس‌ها با استفاده از یک روش خود-مقداردهی اولیه براساس اختلاف فاز اینترفرومتری حاصل از کانال‌های مختلف پلاریمتری تعیین می‌شود. این روش باعث می‌شود تا الگوریتم نیازی به مدل‌های مختلف تجزیه و یا تعیین حدآستانه نداشته باشد. طبقه بندی تصویر با استفاده از الگوریتم بیشینه سازی امید ریاضی (EM)^۲ انجام می‌شود به طوری که الگوریتم با یک کلاس شروع به تکرار می‌کند و به صورت تکراری، در هر مرحله کلاس‌ها را اضافه می‌کند. اما این روش بسیار زمان بر می‌باشد زیرا که در اضافه کردن هر کلاس، الگوریتم تاجایی تکرار می‌شود که به ازای این کلاس همگرا شود.

شیمونی و همکاران توانایی داده‌های POLSAR و POLINSAR را برای طبقه بندی پوشش زمین ارزیابی کردند (Shimoni, Borghys et al. ۲۰۰۹). در این تحقیق ویژگی‌های مختلف از هر دو منبع POLINSAR و POLSAR در باندهای L و P استخراج می‌شوند. به منظور کاهش تعداد ویژگی‌ها از روش‌های تلفیق ویژگی استفاده شده. به طوری که از روش تلفیق رگرسیون خطی در سطح پیکسل و از روش تلفیق شبکه‌های عصبی در سطوح بالاتر استفاده می‌شود. در نهایت از الگوریتم طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۳ برای طبقه بندی نهایی استفاده می‌شود. حضور داده‌هایی از جنس اینترفرومتری و باندهای مختلف، دقت طبقه بندی را نسبت به حالتی که فقط از داده‌های پلاریمتری استفاده می‌شود، افزایش می‌دهد.

همچنین الگوریتم دیگری که توسط وانگ و همکاران برای طبقه بندی جنگل پیشنهاد شده از داده‌های POLINSAR استفاده می‌کند (Wang, Chen et al. ۲۰۱۳). در این تحقیق ابتدا نواحی جنگل از غیر جنگل با استفاده از روش تجزیه فریمن-دوردن^۴ تفکیک می‌شود. مراکز اولیه کلاس‌های جنگلی در صفحه پارامترهای نسبی A1-A2 که در (Ferro-Famil, Pottier et al. ۲۰۰۲) معرفی شده، تعیین شده و در ادامه از الگوریتم خوشه بندی فازی (FCM)^۵ استفاده می‌شود که فاصله مورد استفاده در این خوشه بندی فاصله ویشارت ماتریس همدوسی پلاریمتری-اینترفرومتری می‌باشد. هوآن و همکاران نیز از الگوریتم مشابه دیگری برای طبقه بندی جنگل استفاده کرده‌اند (Luo, Chen et al. ۲۰۱۰) که مناطق جنگلی را با استفاده از روش تجزیه H/A/α جدا کرده و مشابه روش قبل طبقه بندی انجام می‌شود. در این روش طبقه بندی FCM و k-means برای طبقه بندی استفاده شدند که نتایج طبقه بندی FCM تطابق بیشتری با واقعیت زمینی دارد.

یان و همکاران روش طبقه بندی نظارت نشده‌ای را پیشنهاد کرده‌اند که از ترکیب الگوریتم میدان تصادفی مارکوف^۶ (MRF) و بیشینه سازی امید ریاضی برای طبقه بندی استفاده می‌کند (Yan, Yang et al. ۲۰۱۱). برای شروع

^۱ Complex Unitary Circle

^۲ Expectation Maximization

^۳ Support Vector Machine

^۴ Freeman-Durden

^۵ Fuzzy C-means clustering

^۶ Markov Random Field

طبقه بندی از مولفه‌های آنتروپی شانون POLINSAR استفاده می‌شود به طوری که به ازای هر مولفه آنتروپی، طبقه بندی اولیه به سه کلاس صورت می‌پذیرد و بنابراین در نهایت ۲۷ کلاس حاصل می‌شود. برای کاهش تعداد کلاس‌ها، براساس فاصله ویشارت بین مراکز آن‌ها باهم ادغام می‌شوند که با این کار مقدار دهی اولیه انجام می‌شود و برای طبقه بندی نهایی از ترکیب الگوریتم‌های EM و MRF استفاده می‌شود. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد روش میدان تصادفی مارکوف روشی موثر برای شرکت دادن اطلاعات همسایگی در تصمیم‌گیری برچسب یک پیکسل می‌باشد. همچنین کارهای دیگری در زمینه طبقه بندی داده‌های POLINSAR انجام شده است که به برخی از این تحقیقات اشاره می‌شود. بالستر-برمن (۲۰۱۰) Ballester-Berman and Lopez-Sanchez و همکاران مدل تجزیه فریمن را برای داده‌های POLINSAR توسعه دادند و همچنین صالحی و همکاران (۲۰۱۸) مدل تجزیه بی‌نظمی-ناهمسانگردی-آلفا را در مورد داده‌های POLINSAR توسعه داده و مورد ارزیابی قرار دادند. در تحقیقی که توسط لو و همکاران (۲۰۱۶) انجام گرفت توانایی داده‌های POLINSAR باند X در طبقه بندی پوشش زمین و استخراج ارتفاع با استفاده از یک روش شیء مبنا و نظارت نشده بی‌نظمی-PSD مورد ارزیابی قرار گرفته است. همچنین در (D'Hondt, Haensch et al. ۲۰۱۸) یک روش طبقه بندی نظارت شده پوشش زمین با استفاده از ماتریس همدوسی توموگرافی پیشنهاد شده است. در این تحقیق تلفیق توصیفگرهای استخراج شده با ویژگی‌های مکانی باعث بهبود طبقه بندی نسبت به ویژگی‌های ماتریس همدوسی ساده شده است.

در مواردی که ذکر شد عمده کارهای انجام شده در زمینه طبقه بندی داده‌های POLINSAR مورد ارزیابی قرار گرفتند. طبقه بندی این داده‌ها از جمله مواردی است که کم‌تر مورد توجه قرار گرفته و لازم است تحقیقات بیشتری در این زمینه انجام شود تا توانایی این داده‌ها بیش‌تر آشکار شود زیرا که این داده‌ها شامل اطلاعات مفیدی از نوع پلاریمتری، شدت و اینترفرومتری می‌باشند و همچنین شامل اطلاعاتی نظیر کوهرنس‌های بهینه می‌باشند که در هیچ یک از داده‌های پلاریمتری و اینترفرومتری به تنهایی در دسترس نیستند. همچنین اکثر روش‌های ذکر شده اطلاعات همسایگی در طبقه بندی را در نظر نگرفته‌اند. در نظر گرفتن اطلاعات همسایگی نتایج بهتری را در طبقه بندی حاصل کرده و باعث افزایش دقت طبقه بندی و قطعه بندی می‌شود که در این زمینه میدان تصادفی مارکوف یک روش قدرتمند قلمداد می‌شود. در تحقیق (Yan, Yang et al. ۲۰۱۱) جهت مقدار دهی اولیه الگوریتم از آنتروپی‌های شانون داده‌های POLINSAR و تلفیق کلاس‌های حاصل با استفاده از فاصله ویشارت کرده است به طوری که ۲۷ کلاس حاصل شده را به طور تکراری و با استفاده از فاصله ویشارت به ۸ کلاس کاهش می‌دهد که یک فرآیند زمان‌بر است و در مرحله بعد از تلفیق الگوریتم‌های میدان تصادفی مارکوف و بیشینه سازی امید ریاضی با تابع توزیع ویشارت ماتریس کوهرنسی T_6 برای طبقه بندی استفاده می‌کند که باعث پیچیده‌تر شدن و زمان‌بر شدن الگوریتم می‌شود. در تحقیق حاضر سه آنتروپی شانون در طبقه بندی نهایی به جای مقداردهی اولیه، در میدان تصادفی مارکوف استفاده می‌شود زیرا که این سه پارامتر توانایی طبقه بندی با دقت این داده‌ها را دارند. استفاده از یک بردار ویژگی سه بعدی در میدان تصادفی مارکوف باعث سادگی محاسبات و افزایش سرعت پیاده سازی می‌شود. همچنین جهت مقداردهی اولیه از بی‌نظمی و ناهمسانگردی‌های POLSAR و POLINSAR داده مورد نظر استفاده می‌شود که ۱۶ کلاس حاصل می‌شود ۱۶ کلاس اولیه با یک حدآستانه گذاری انجام می‌شود به طوری که حدآستانه‌ها مقادیر کمینه (صفر)، بیشینه (یک) و میانگین هستند و از اینرو تعیین این مقادیر به طور دستی انجام نمی‌شود. و در ادامه برای کاهش تعداد کلاس‌ها به ۸ کلاس از ادغام کلاس‌ها براساس آزمون تشابه ماتریس همدوسی مراکز کلاس‌ها استفاده می‌شود. با این کار نقشه طبقه بندی شده اولیه برای الگوریتم میدان تصادفی مارکوف فراهم می‌شود و در ادامه با استفاده از سه پارامتر آنتروپی شانون داده POLINSAR و الگوریتم میدان تصادفی

مارکوف، طبقه بندی نهایی به صورت تکراری انجام می‌شود. در این تحقیق سه ویژگی شدت، پلاریمتری و اینترفرومتری حاصل از داده‌های POLINSAR که سه پارامتری مستقل می‌باشند، جهت طبقه بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند و یکی از اهداف تحقیق بررسی نقش مکمل این پارامترها در طبقه بندی‌های پوشش‌های زمین می‌باشد. از آنجایی که سه پارامتر به طور خالص و غیرهمبسته هستند، در خوشه بندی با استفاده از این پارامترها می‌توان میزان تاثیر هر مولفه در دقت خوشه بندی نهایی را ارزیابی کرد. از جمله مواردی که در تحقیقات گذشته مورد توجه قرار نگرفته‌اند، مقایسه بی‌نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری و پلاریمتری-اینترفرومتری می‌باشند که در ادامه مقایسه بین این پارامترها از نوع پلاریمتری و پلاریمتری-اینترفرومتری آن‌ها صورت می‌گیرد. همچنین در اغلب تحقیقات انجام شده در طبقه بندی این نوع داده‌ها به خصوص در طبقه بندی گونه‌های جنگلی، به مقایسه بصیری بین نقشه تولید شده و نقشه حقیقت زمینی اکتفا شده است، به طوری که در تحقیق حاضر از شاخص خلوص خوشه‌های حاصل جهت ارزیابی روش ارائه شده استفاده می‌شود که یک شاخص گویا از میزان توانایی طبقه بندی کننده در تمیز بین کلاس‌های مختلف می‌باشد.

۲- مبانی تئوری تحقیق

۲-۱- داده‌های POLINSAR

داده‌های POLINSAR اغلب در فرم یک ماتریس 6×6 همدوسی اینترفرومتری فرمول بندی می‌شوند. هر سلول تفکیکی توسط یک سیستم پلاریمتری کامل از دو موقعیت با تفاوت جزئی در زاویه برخورد^۱ به صورت عبور تکراری یا تک عبور در ساختار اینترفرومتری، تصویر برداری می‌شوند. با فرض شرایط دوسویگی^۲ در سیستم تصویر برداری پلاریمتری بردار تارگت پائولی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$k_i = \frac{1}{\sqrt{6}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad \sqrt{2} S_{HV}]^T, \quad i = 1, 2 \quad \text{رابطه (۱)}$$

بنابراین بردار تارگت پراکنش مختلط ۶ بعدی POLINSAR با قرار دادن بردار تارگت پلاریمتری دو تصویر در یک بردار به دست می‌آید:

$$k_\epsilon = \frac{1}{\sqrt{6}} [S_{1HH} + S_{1VV}, S_{1HH} - S_{1VV}, \sqrt{2} S_{1HV}, S_{2HH} + S_{2VV}, S_{2HH} - S_{2VV}, \sqrt{2} S_{2HV}]^T = [k_1, k_2]^T \quad \text{رابطه (۲)}$$

ماتریس همدوسی هرمیتی ۶ بعدی T_6 از ضرب خارجی رابطه (۲) با مزدوج مختلط آن به صورت زیر به دست می‌آید:

$$T_\epsilon = \langle k_\epsilon \cdot k_\epsilon^H \rangle = \begin{bmatrix} \langle k_1 \cdot k_1^H \rangle & \langle k_1 \cdot k_2^H \rangle \\ \langle k_2 \cdot k_1^H \rangle & \langle k_2 \cdot k_2^H \rangle \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{11} & \Omega_{12} \\ \Omega_{12}^H & T_{22} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در این رابطه H نشان دهنده عملگر مزدوج مختلط و $\langle \rangle$ بیان کننده میانگین گیری زمانی یا مکانی می‌باشد. در ماتریس حاصل T_{11} و T_{22} همان ماتریس‌های هرمیتی همدوسی پلاریمتری 3×3 مربوط به دو تصویر پلاریمتری می‌باشند. Ω_{12} ماتریس مختلط غیرهرمیتی می‌باشد که نه تنها شامل اطلاعات پلاریمتری بلکه شامل اطلاعات اینترفرومتری بین کانال‌های مختلف پلاریمتری نیز می‌باشد (Cloude and Papathanassiou ۱۹۹۸, Lee and Pottier ۲۰۰۹).

^۱ Incidence angle

^۲ Reciprocity condition

۲-۲- POLINSAR کوهرنس مختلط

مهم‌ترین پارامتری که در پردازش‌ها و کاربردهای POLINSAR مورد استفاده قرار می‌گیرد کوهرنس مختلط می‌باشد که شامل اطلاعات کامل پلاریمتری و اینترفرومتری می‌باشد. با فرض اینکه دو تصویر مختلط و اسکالر I_1 و I_2 که از تصویر کردن دو بردار تارگت پراکنش k_1 و k_2 بر بردارهای یکه مختلط ω_1 و ω_2 (که بیان کننده حالت پلاریزاسیون هر دو بردار تارگت می‌باشند) به دست می‌آیند، کوهرنس مختلط $\gamma(\omega_1, \omega_2)$ که تابعی از حالت‌های پلاریزاسیون دو بردار تارگت می‌باشند به صورت زیر تعریف می‌شود:

رابطه (۴)

$$\gamma(\omega_1, \omega_2) = |\gamma|e^{i\phi} = \frac{\langle I_1 I_2^H \rangle}{\sqrt{\langle I_1 I_1^H \rangle \langle I_2 I_2^H \rangle}} = \frac{\omega_1^H \Omega_{12} \omega_2}{\sqrt{(\omega_1^H T_{11} \omega_1)(\omega_2^H T_{22} \omega_2)}}$$

مقدار قدر مطلق کوهرنس نشان دهنده میزان همبستگی بین دو تصویر و آرگومان آن متعلق به فاز اینترفرومتری می‌باشد و همچنین اگر از پلاریزاسیون‌های مختلف استفاده شود ($\omega_1 \neq \omega_2$)، آنگاه آرگومان از اختلاف فاز پلاریمتری نیز تاثیر می‌پذیرد. این مسئله به این مفهوم است که پلاریمتری زمانی در فاز اینترفرومتری تاثیر می‌گذارد که از پلاریزاسیون مختلف در تشکیل اینترفروگرام استفاده شود. در نتیجه این سوال مطرح می‌شود که کدام پلاریزاسیون‌ها بهترین و بیشترین کوهرنس را ارائه می‌دهند. این مسئله در قالب یک مسئله بهینه سازی توسط پاپاتاناسیو و کلود (۱۹۹۸) و همچنین توسط لی و پاتیسیر (۲۰۰۹) حل شده که خروجی عملیات بهینه سازی از هر دو روش پیشنهادی، کوهرنس‌های بهینه سه گانه $(\gamma_{opt_1}, \gamma_{opt_2}, \gamma_{opt_3})$ می‌باشند.

۲-۳- توزیع گوسی و ویشارت مختلط

بردار ارائه شده در رابطه (۱) بردار پراکنش تارگت با فرض شرایط دوسویگی می‌باشد. زمانی که سیستم راداری ناحیه‌ای را که حاوی پراکنش گرهای اولیه بسیار زیادی می‌باشد نوردهی می‌کند، این بردار از یک توزیع گوسی مختلط با میانگین صفر و ماتریس کواریانس C ، $k \in N(0, C)$ پیروی می‌کند. توزیع گوسی مختلط به صورت زیر بیان می‌شود:

$$p(k) = \frac{1}{\pi^q |C|} \exp(-k^H C^{-1} k) \quad \text{رابطه (۵)}$$

ماتریس کواریانس C به صورت $C = E[kk^H]$ تعریف می‌شود و $||$ بیان کننده عملگر دترمینان می‌باشد.

یکی از متداول‌ترین پردازش داده‌های SAR استفاده از پردازش چند منظری^۱ می‌باشد که چندین ماتریس کواریانس تک منظری مستقل را باهم میانگین گیری می‌کند. ماتریس کواریانس n منظری به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i k_i^H \quad \text{رابطه (۶)}$$

با فرض $A = nZ$ آنگاه ماتریس A از توزیع ویشارت مختلط پیروی می‌کند. تابع توزیع ماتریس Z به این صورت تعریف می‌شود:

$$p_A^n(Z) = \frac{n^n q |Z|^{n-q} [-n \text{Tr}(C^{-1} Z)]}{\prod_{i=1}^q \Gamma(n-i+1) |C|^n} \quad \text{رابطه (۷)}$$

^۱ Multilook Processing

$Tr(\cdot)$ بیان کننده عملگر تریس ، q بیان کننده ابعاد ماتریس کواریانس می باشد که برای داده های POLINSAR برابر ۶ می باشد و Γ نشان دهنده تابع گاما می باشد (Lee et al. ۲۰۰۵, Kersten, Lee et al. ۱۹۹۸, Cloude and Papathanassiou ۲۰۰۹ and Pottier ۲۰۰۹).

۲-۴- آزمون تشابه دو ماتریس همدوسی با توزیع ویشارت

اگر دو ماتریس $X \in W_C(q, n, \Sigma_X)$ و $Y \in W_C(q, m, \Sigma_Y)$ را در نظر بگیریم که از توزیع ویشارت پیروی می کنند، آنگاه جمع دو ماتریس $S = X + Y$ نیز از توزیع ویشارت $S \in W_C(q, n + m, \Sigma_S)$ پیروی می کند. فرضیه صفر H_0 این است که X و Y برابر هستند ($\Sigma_X = \Sigma_Y$). فرضیه جایگزین H_1 بیان می کند که X و Y برابر نیستند ($\Sigma_X \neq \Sigma_Y$). طبق (Conradsen, Nielsen et al. ۲۰۰۳, Chen, Wang et al. ۲۰۱۲) شاخص شباهت دو ماتریس به صورت زیر بیان می شود:

$$\ln Q = n(2q \ln 2 + \ln |X| + \ln |Y| - 2 \ln |X + Y|) \quad \text{رابطه (۷)}$$

۲-۵- آنتروپی شانون داده های POLINSAR

آنتروپی شانون بردار \vec{K} با مقادیر مختلط تصادفی و با توزیع احتمال $P_T(\vec{K})$ به صورت زیر تعریف می شود (Yan, Yang et al. ۲۰۱۱):

$$S[P_T(\vec{K})] = - \int P_T(\vec{K}) \log[P_T(\vec{K})] d\vec{K} \quad \text{رابطه (۸)}$$

به طوریکه $\int \vec{K}$ بیان کننده انتگرال مختلط ۶ بعدی می باشد و $P_T(\vec{K})$ از توزیع گوسی مختلط پیروی می کند. در رابطه (۸) آنتروپی شانون را می توان به صورت زیر بازنویسی کرد (Morio, Refregier et al. ۲۰۰۹):

$$S[T] = \log(\pi^6 e^6 |T|) \quad \text{رابطه (۹)}$$

در صورتی که از تابع توزیع گوسی دایره ای استفاده شود آنتروپی شانون در رابطه (۹) در یک منطقه هموزن از داده POLINSAR را می توان به سه مولفه شدت، پلاریمتری و اینترفرومتری تفکیک کرد:

$$S[T] = S_I[T] + S_P[T] + S_\mu[T] \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

سه ترم آنتروپی شانون به صورت زیر به دست می آیند:

$$S_I[T] = 3 \log\left(\frac{e\pi I_1}{3}\right) + 3 \log\left(\frac{e\pi I_2}{3}\right) \\ S_P[T] = \log[1 - \rho_1^2] + \log[1 - \rho_2^2] \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$S_\mu[T] = \log\{(1 - \rho_1^2) + (1 - \rho_2^2) + (1 - \rho_3^2)\}$$

ترم اول نشان دهنده میزان تاثیر شدت در آنتروپی شانون است و فقط تابعی از شدت های I_1 و I_2 می باشد که توسط دو آنتن دریافت شده. ترم دوم میزان تاثیر پلاریزاسیون در آنتروپی شانون را بیان می کند که فقط تابعی از درجه پلاریزاسیون های ρ_1 و ρ_2 ماتریس های همدوسی پلاریمتری دو تصویر می باشد. ترم آخر نشان دهنده میزان اشتراک تاثیر اینترفرومتری در آنتروپی شانون می باشد که فقط تابعی از سه کوهرنس بهینه γ_{opt_1} , γ_{opt_2} , γ_{opt_3} می باشد.

۲-۶- بی نظمی و ناهمسانگردی

بی نظمی ماتریس همدوسی پلاریمتری که میزان بی نظمی و اتفاقی بودن پراکنش یک عارضه را بیان می کند به صورت زیر بیان می شود (Cloude and Pottier ۱۹۹۷):

$$H_{Pol} = - \sum_{i=1}^3 P_i \log_2(P_i) \quad P_i = \frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

λ_i مقادیر ویژه ماتریس همدوسی پلاریمتری می باشد به طوریکه $(\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3)$. ناهمسانگردی A اهمیت نسبی مقادیر ویژه دوم و سوم را بیان می کند و مکمل بی نظمی می باشد که به صورت زیر تعریف می شود:

$$A_{Pol} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

پارامترهای بی نظمی و ناهمسانگردی برای داده های POLINSAR با استفاده از کوهرنس های بهینه $(\gamma_{opt_1} > \gamma_{opt_2} > \gamma_{opt_3})$ به صورت زیر تعریف می شوند (Ferro-Famil, Pottier et al. ۲۰۰۱):

$$H_{Int} = - \sum_{i=1}^3 \gamma_{opt_i} \log_3(\gamma_{opt_i}) \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

$$A_{Int} = \frac{\gamma_{opt_2} - \gamma_{opt_3}}{\gamma_{opt_2} + \gamma_{opt_3}} \quad \text{رابطه (۱۵)}$$

۲-۷- میدان تصادفی مارکوف

میدان تصادفی مارکوف (MRF) در سال ۱۹۷۴ معرفی شد و در سال ۱۹۸۴ توسط گمن و همکاران (Geman and Geman ۱۹۸۷) برای کاربردهای پردازش تصویری توسعه داده شد. این مدل ها با استفاده از یک گراف تعریف می شوند. بنابراین گراف $G = (Q, E)$ که Q نشان دهنده گره ها و E نشان دهنده اتصال بین گره ها می باشد، می تواند مورد استفاده قرار گیرد. با فرض اینکه $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ مجموعه ای از متغیرهای تصادفی باشد که بتوانند مقدار ω_i را از مجموعه Ω انتخاب کنند، به مجموعه X میدان تصادفی گفته می شود. برای تعریف میدان تصادفی مارکوف سه تعریف زیر در نظر گرفته می شود (Demonicieux and Vasseur ۲۰۰۶, Suliga, Deklerck et al. ۲۰۰۸):

الف) همسایگان: دو پیکسل S_i و S_j همسایه هستند اگر یک لبه $e \in E$ بین آنها وجود داشته باشد. مجموعه همسایه های پیکسل S را با δ_S نمایش می دهیم.

ب) سیستم همسایگی: مجموعه $\delta = \{\delta_s | s \in Q\}$ یک سیستم همسایگی برای گره Q می باشد اگر دوشروط $s \notin \delta_s \Leftrightarrow r \in \delta_s$ و $r \in \delta_s \Leftrightarrow s \in \delta_r$ برقرار باشد. شرط اول بیان می کند که یک پیکسل یک همسایگی برای خود محسوب نمی شود و شرط دوم بیان می کند سیستم همسایگی یک سیستم دوطرفه می باشد.

ج) میدان گسسته X یکی میدان تصادفی مارکوف است اگر:

$$\forall \omega. P(X = \omega) > 0 \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

$$\forall (\omega, s). P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, r \neq s) = P(X_s = \omega_s | X_r = \omega_r, r \in \delta_s)$$

در این رابطه ترم اول بیان کننده مثبت بودن احتمالات می باشد یعنی احتمال انتخاب هر مقدار توسط متغیر وجود دارد و ترم دوم بیان کننده اصل مارکوویتی می باشد یعنی اگر متغیر X_s که مقدار آن ω_s می باشد بتواند مقدار متغیر X_r را که برابر ω_r است بگیرد آنگاه باید X_r و X_s در سیستم همسایگی هم باشند. اصل مارکوویتی بیان کننده ویژگی های محلی متغیر X است (Li ۲۰۰۹).

۲-۷-۱- توزیع گیبس^۱

به مجموعه متغیرهای X بر روی S با توجه به δ یک میدان تصادفی گیبس (GRF)^۲ گفته می‌شود اگر و تنها اگر از توزیع گیبس پیروی کنند. همچنین نظریه هم‌رسلی-کلایفورد^۳ بیان می‌کند که مجموعه متغیرهای تصادفی X بر روی S نسبت به δ یک MRF می‌باشد، اگر و تنها اگر X یک GRF بر روی S نسبت به δ باشد. توزیع گیبس به صورت زیر بیان می‌شود (Li ۲۰۰۹):

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp(-\sum_{c \in C} V_c(x)) \quad . \quad Z = \sum_x \exp(\sum_{c \in C} V_c(x)) \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

در این رابطه Z پارامتر نرمال کننده و T پارامتر ثابت می‌باشد که دما نامیده می‌شود و اغلب برابر یک در نظر در نظر گرفته می‌شود، C مجموعه دسته‌ها^۴ می‌باشد که بر روی ساختار همسایگی تعریف می‌شود. V_c تابع پتانسیل یا تابع انرژی متغیر X بر روی مجموعه C می‌باشد. یک دسته در حقیقت شامل پیکسل مورد نظر و دیگر پیکسل‌هایی می‌باشد که در ارتباط با این پیکسل هستند. سایر پیکسل‌ها نیز می‌توانند باهم دیگر ارتباط مستقیم داشته باشند. یک دسته شامل n پیکسل، دسته از درجه i نام نامیده می‌شود. مجموعه دسته‌ها به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C = C_1 \cup C_2 \cup C_3 \cup \dots \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

به ازای هر دسته مقداری به آن‌ها تعلق می‌گیرد که تابع پتانسیل دسته نامیده می‌شود و برای کل دسته‌ها تابع پتانسیل به صورت $\sum_{c \in C} V_c(x)$ در توزیع گیبس بیان می‌شود:

$$\sum_{c \in C} V_c(x) = \sum_{i \in C_1} V_1(x_i) + \sum_{j \in C_2} V_2(x_j) + \sum_{k \in C_3} V_3(x_k) + \dots \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

یکی از پرکاربردترین توابع پتانسیل دسته‌ها در پردازش تصویر، تابع منطقی چند لایه (MLL)^۵ می‌باشد. در این تحقیق از دسته‌های درجه اول و دوم استفاده می‌شود که تابع MLL برای درجات اول و دوم به صورت زیر تعریف می‌شود (Li ۲۰۰۹):

$$V_1(x_i) = \alpha_i$$

$$V_2(x_i, x_j) = \begin{cases} -\beta_i & \text{if } x_i = x_j, \{i, j\} \in C_2 \\ \beta_i & \text{if } x_i \neq x_j, \{i, j\} \in C_2 \end{cases} \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

۲-۷-۲- تابع انرژی

در بخش قبل میدان تصادفی متغیرها با X تعریف شد. در اینجا فضای ویژگی‌های توصیف کننده گره‌ها که همان پیکسل‌ها می‌باشند، با $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ نمایش داده می‌شود (Suliga, Deklerck et al. ۲۰۰۸). برچسب گذاری یا طبقه بندی بهینه در میدان تصادفی مارکوف شاخص MAP^۶ را برآورده می‌کند که آن هم نیازمند بیشینه سازی احتمال پسین $P(X|Y)$ برچسب گذاری می‌باشد. مدل تخمین بیز^۷ امکان برچسب گذاری با استفاده هم زمان از نقشه طبقه بندی موجود و مشاهدات را فراهم می‌کند. این کار به کمک دو میدان (X, Y) با توزیع احتمال $P(X|Y)$ انجام می‌شود (Demonceaux)

^۱ Gibbs distribution

^۲ Gibbs Random Field

^۳ Hammersley-Clifford theorem

^۴ Cliques set

^۵ Multi-Level Logistic function

^۶ Maximum A Posterior Probability

^۷ Bayesian Estimation

(۲۰۰۶ and Vasseur). با فرض اینکه X تقریبی از \hat{X} باشد به طوری که \hat{X} حاوی کلاس‌های واقعی پیکسل‌ها باشد به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\hat{X} = \arg \max P(X|Y) \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

با کمک رابطه بیز احتمال پیشین $P(Y|X)$ به احتمال پسین تبدیل می‌شود:

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \quad \text{رابطه (۲۲)}$$

در این رابطه $P(Y)$ چگالی Y می‌باشد که در صورت معلوم بودن Y می‌توان ثابت فرض کرد. بنابراین رابطه (۲۲) به صورت زیر ساده می‌شود:

$$P(X|Y) = P(Y|X)P(X) \quad \text{رابطه (۲۳)}$$

با فرض اینکه بردار پارامترهای آنروپی شانون از توزیع گوسی چند متغیره پیروی می‌کنند، در رابطه فوق احتمال پیشین با توزیع گوسی چند متغیره بیان می‌شود (Duda, Hart et al. ۱۹۷۳). بنابراین احتمال پیشین $P(Y|X)$ در رابطه (۲۳) با توزیع گوسی چند متغیره و $P(X)$ با رابطه (۱۷) جایگذاری می‌شوند. در ادامه با لگاریتم طبیعی گرفتن از طرفین رابطه و حذف مقادیر ثابت (Yang and Jiang ۲۰۰۳) تابع انرژی به صورت زیر بیان می‌شود:

$$E(x) = \sum_s \left(\frac{1}{T} \ln |C_{x_i}| + \left(\frac{1}{T} (\vec{y}_i - \vec{\mu}_{x_i}) C_{x_i}^{-1} (\vec{y}_i - \vec{\mu}_{x_i})^T \right) \right) + \frac{1}{T} \sum_{c \in C} V_c(x_k) \quad \text{رابطه (۲۴)}$$

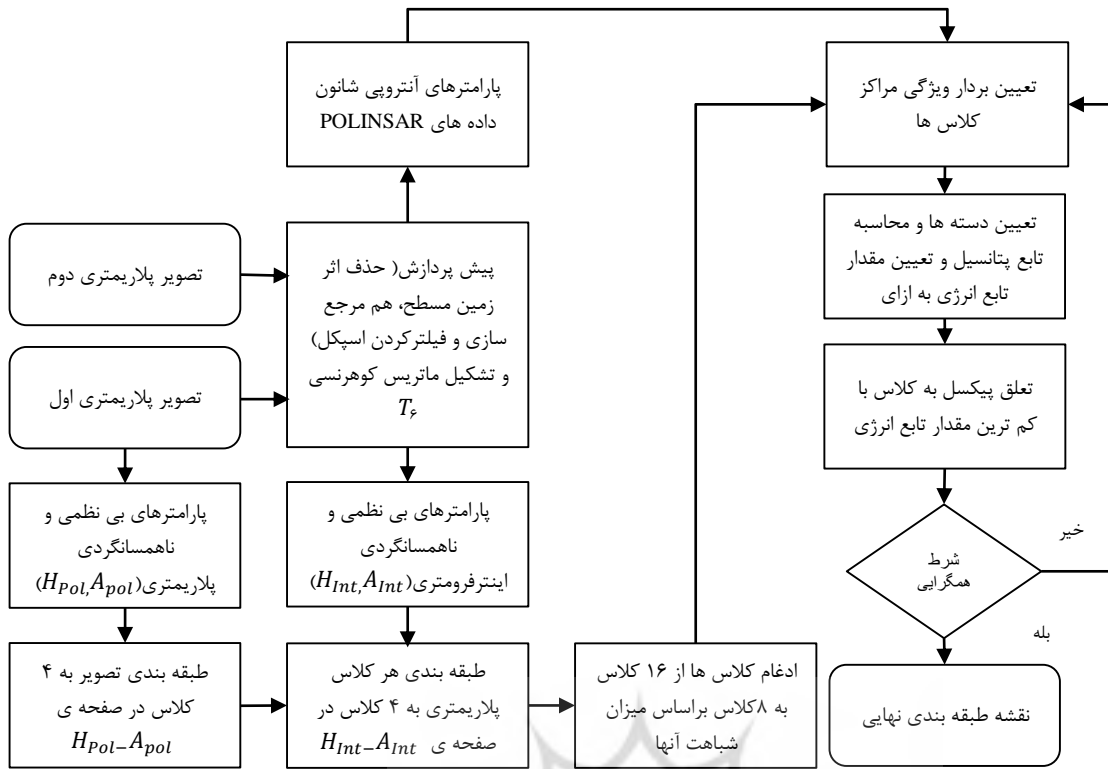
پیکسل مورد نظر به کلاسی تعلق می‌گیرد که به ازای آن کلاس تابع انرژی بیان شده کم‌ترین مقدار را داشته باشد و این موضوع هم ارز این می‌باشد که احتمال پیکسل مورد نظر به ازای آن کلاس بیشترین مقدار را کسب کند:

$$x = \arg \max P(x, y) = \arg \min E(x), \quad x \in X \quad \text{رابطه (۲۵)}$$

۳- الگوریتم روش پیشنهادی

مراحل کلی الگوریتم پیشنهاد شده در فلوچارت شکل ۱ نمایش داده می‌شود. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم با داشتن دو تصویر پلاریمتری در ساختار اینترفرومتری شروع می‌شود. در مرحله اول الگوریتم، پیش پردازش‌های لازم مانند حذف اثر زمین مسطح، هم مرجع سازی و فیلتر اسپکل انجام می‌شود. بعد از پیش پردازش‌های لازم، الگوریتم دارای دو مرحله اصلی می‌باشد که در ادامه شرح داده می‌شود.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل ۱: الگوریتم روش پیشنهادی طبقه بندی با استفاده از میدان تصادفی مارکوف و آنتروپی شانون داده‌های POLINSAR با مقدار دهی اولیه به کمک بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری و اینترفرومتری

۳-۱- طبقه بندی اولیه

الگوریتم طبقه بندی میدان تصادفی مارکوف برای شروع نیاز به یک میدان اولیه یا نقشه طبقه بندی شده اولیه دارد. بنابراین قبل از ورود به حلقه تکراری الگوریتم میدان تصادفی مارکوف، طبقه بندی اولیه تصویر با استفاده از بی نظمی و ناهمسانگردی حاصل از داده‌های پلاریمتری و پلاریمتری-اینترفرومتری انجام می‌شود. منطقه مورد نظر در صفحه بی نظمی-ناهمسانگردی پلاریمتری ($H_{Pol}-A_{Pol}$) و با استفاده از حدآستانه گذاری، به ۴ کلاس طبقه بندی می‌شود. این روش از دید پلاریمتری به طبقه بندی منطقه می‌پردازد. برای تفکیک پذیری بیشتر کلاس‌ها و عوارض موجود، بی نظمی و ناهمسانگردی حاصل از داده‌های پلاریمتری-اینترفرومتری وارد الگوریتم می‌شوند. هر کلاس حاصل از مرحله قبل در صفحه بی نظمی-ناهمسانگردی اینترفرومتری ($H_{Int}-A_{Int}$) به ۴ کلاس دیگر طبقه بندی می‌شوند. مانند مرحله قبل این مرحله از طبقه بندی اولیه نیز با استفاده از روش ساده و سریع حدآستانه گذاری انجام می‌شود. در حقیقت در این مرحله هر کلاس پلاریمتری به ۴ زیر کلاس دیگر طبقه بندی می‌شود که تراکم و تغییرات ارتفاعی زیر کلاس‌ها باهم متفاوت می‌باشند.

حدآستانه گذاری برای پارامترهای بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری و اینترفرومتری به صورت دستی تعیین نمی‌شود. زیرا برای طبقه بندی به ۴ کلاس، نیاز به ۳ حدآستانه در هر پارامتر می‌باشد. از میانگین هر پارامتر (دوپارامتر بی نظمی و دو پارامتر ناهمسانگردی) به عنوان حدآستانه میانی استفاده می‌شود. پارامترهای بی نظمی و ناهمسانگردی مقادیری بین صفر و یک دارند که این مقادیر نیز به عنوان حدود بالا و پایین استفاده می‌شود.

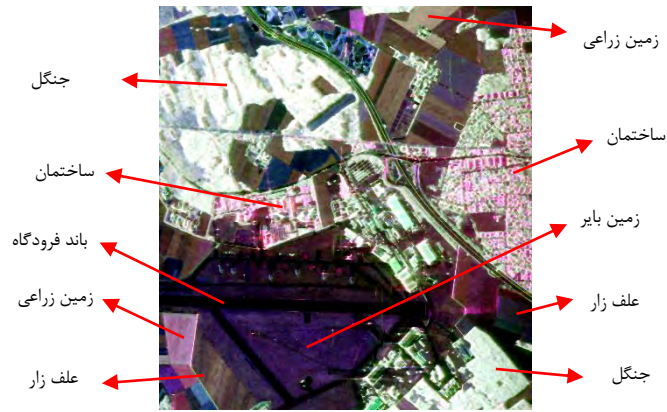
بعد از این مرحله ۱۶ کلاس اولیه حاصل می‌شود ولی هدف الگوریتم، طبقه بندی منطقه به ۸ کلاس می‌باشد. به منظور کاهش تعداد آن‌ها به ۸ کلاس، کلاس‌ها دوبه دو با یکدیگر ادغام می‌شوند. معیار ادغام دو کلاس با یکدیگر میزان شباهت ماتریس‌های هم‌دوسی T_e مراکز دو کلاس می‌باشد. میزان شباهت ($\ln Q$) که در رابطه (۷) معرفی شد، برای دوماتریس یکسان برابر صفر می‌باشد و با افزایش اختلاف آن‌ها این مقدار به سمت منفی میل می‌کند. میزان شباهت بین تمام کلاس‌ها با یکدیگر اندازه گیری می‌شود و سپس این مقادیر از بیشترین مقدار (نزدیک ترین مقدار به صفر) به سمت کم‌ترین مقدار مرتب می‌شوند. در لیست مرتب شده دو کلاس اول بیش‌ترین شباهت را به هم دارند در نتیجه با یکدیگر ادغام می‌شوند و این دو کلاس از کل لیست حذف می‌شوند زیرا هر کلاس فقط یکبار و با یک کلاس ادغام می‌شود. این پروسه به کل لیست تکرار می‌شود و در نهایت ۸ کلاس از مرحله اول به دست می‌آید.

۳-۲- طبقه بندی نهایی

خروجی این مرحله نقشه طبقه بندی شده نهایی می‌باشد. این مرحله برای طبقه بندی از الگوریتم MRF استفاده می‌کند و مقدار دهی اولیه الگوریتم از نقشه طبقه بندی اولیه مرحله قبل تامین می‌گردد. از آنتروپی شانون که شامل ۳ سه پارامتر مستقل می‌باشد به عنوان بردار ویژگی مشاهده شده هر پیکسل استفاده می‌شود. قبل از محاسبه مقدار تابع انرژی، دسته‌های درجه اول و درجه دوم برای هر پیکسل تعیین می‌شوند. در این تحقیق مقدار پارامتر α برابر ۱ و مقدار پارامتر β برابر با ۱٫۵ در نظر گرفته می‌شود. با تعریف این دو پارامتر مقدار تابع پتانسیل دسته‌ها از رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود. با داشتن بردار ویژگی مرکز کلاس‌ها از مرحله قبل، بردار ویژگی هر پیکسل و تابع پتانسیل دسته‌ها، مقدار تابع انرژی برای هر پیکسل به ازای هر کلاس از رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود و طبق رابطه (۲۵) پیکسل به کلاسی تعلق می‌گیرد که مقدار تابع انرژی به ازای آن کلاس کم‌ترین مقدار را داشته باشد. بعد از انجام این پروسه بر روی تمامی پیکسل‌های تصویر، نقشه طبقه بندی شده به دست می‌آید. اگر شرط همگرایی برقرار باشد این نقشه به عنوان نقشه طبقه بندی شده نهایی تلقی می‌گردد در غیر این صورت، مراکز کلاس‌ها دوباره با پیکسل‌های متعلق به آن کلاس به روز شده و چرخه طبقه بندی تا رسیدن به شرط همگرایی تکرار می‌شود. اگر تعداد پیکسل‌هایی که در هر تکرار MRF برچسب آن‌ها تغییر می‌کند کم‌تر از ۰٫۰۰۱ درصد کل پیکسل‌های تصویر (۱۶ پیکسل) باشند آنگاه الگوریتم همگرا می‌شود.

۴- منطقه مطالعاتی

برای بررسی و ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از داده POLINSAR اخذ شده از منطقه‌هاوبریپافنهوفن واقع در کشور آلمان استفاده می‌شود. این داده توسط سازمان فضایی این کشور (DLR) E-SAR در باند L اخذ شده. ابعاد تصویر 1300×1200 پیکسل و قدرت تفکیک مکانی آن 3×2 متر می‌باشد. همچنین زاویه دید سنجنده از ۲۵ تا ۶۰ درجه متغیر می‌باشد. میانگین خط مبنای مکانی تقریباً ۲۶ متر و ارتفاع پرواز سکو ۳ کیلومتر می‌باشد. ناحیه مورد نظر شامل عوارض طبیعی و دست ساز بشر بوده و کلاس‌های منطقه شامل ۶ کلاس جنگل، علف زار، زمین بایر، باند فرودگاه، ساختمان و زمین‌های کشاورزی می‌باشد. مناطق جنگلی و علف زار هر کدام شامل دو گونه می‌باشد، به همین دلیل منطقه مورد نظر ۸ کلاس در نظر گرفته می‌شود. در شکل ۲ عوارض موجود در منطقه مورد نظر بر روی تصویر رنگی پائولی با استفاده از تصویر گوگل ارث با توان تفکیک بالا و نقشه‌های موجود مشخص شده است.



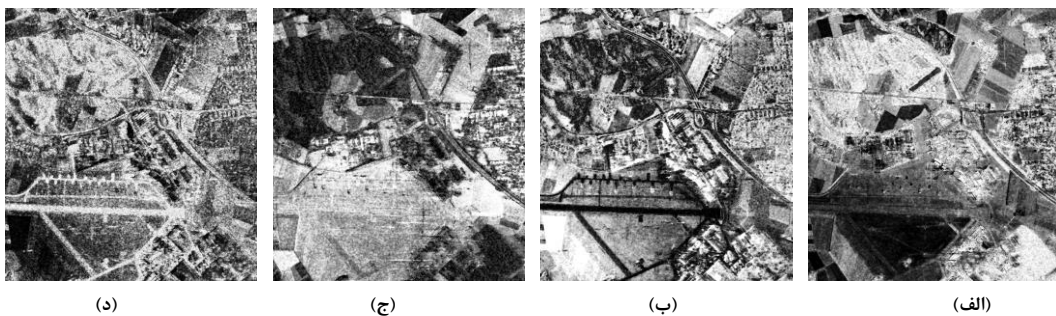
شکل ۲: تصویر بردار تارگت پائولی و عوارض موجود در منطقه

۵- بحث و بررسی نتایج به دست آمده

روش طبقه بندی پیشنهاد شده از دو مرحله اصلی تشکیل می شود که در هر دو مرحله آنتروپی های مختلفی مورد استفاده قرار می گیرند. بنابراین در ابتدا ویژگی های مورد استفاده بررسی شده و در ادامه نتایج الگوریتم پیشنهادی بررسی شده و با چند روش که در ادامه مطرح می شوند مقایسه خواهد شد.

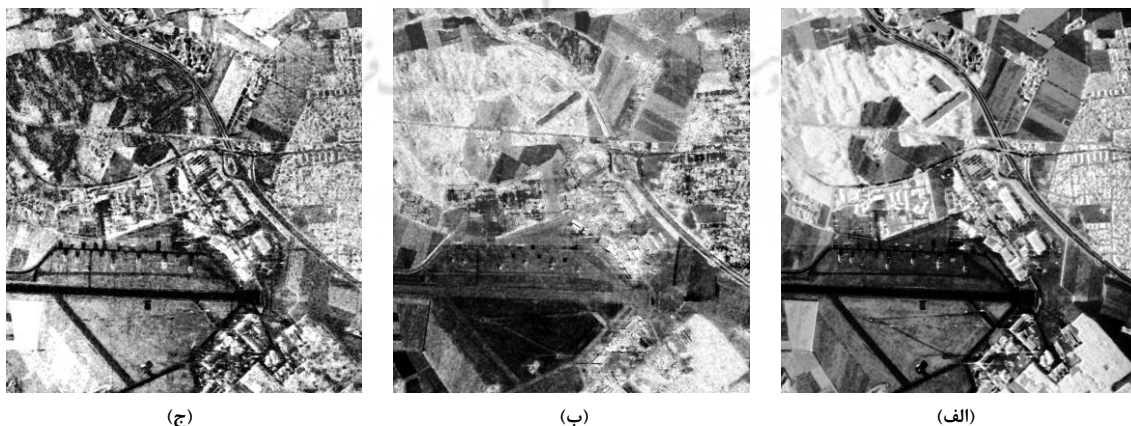
۵-۱- توصیف ویژگی های بیان کننده بی نظمی

در شکل ۳ تصاویر مربوط به بی نظمی و ناهمسانگردی های پلاریمتری و اینترفرومتری منطقه مورد نظر نمایش داده می شود. هر چهار پارامتر مقداری بین صفر و یک دارند به نحوی که مقادیر نزدیک به یک روشن تر و مقادیر نزدیک به صفر تیره تر نمایش داده شده اند. بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری برای عوارض مسطح موجود در مرکز تصویر مانند باند فرودگاه، زمین بایر و علف زار واکنش تقریباً مشابهی نشان می دهند حال آنکه مناطق جنگلی و ساختمان ها در این پارامترها قابل مشاهده می باشند. بر همین اساس است که در ابتدا منطقه مورد نظر براساس بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری به ۴ کلاس طبقه بندی می شود. شکل ۳- ب و د نشان دهنده بی نظمی و ناهمسانگردی اینترفرومتری می باشند که باند فرودگاه از زمین اطراف آن متمایز شده و تغییرات در مناطق جنگلی قابل مشاهده می باشد که نشان دهنده گونه مختلف جنگلی می باشد. بر همین اساس هر کدام از کلاس های پلاریمتری حاصل به ۴ زیرکلاس براساس پارامترهای اینترفرومتری طبقه بندی شده اند. همچنین شاهد رفتار متفاوت بی نظمی و ناهمسانگردی پلاریمتری و اینترفرومتری مخصوصاً در مناطق جنگلی می باشیم که این مورد به دلیل پراکنش های مختلف اتفاق افتاده از سطح زمین تا تاج درخت می باشد.



شکل ۳: (الف) بی نظمی پلاریمتری، (ب) بی نظمی اینترفرومتری، (ج) ناهمسانگردی پلاریمتری، (د) ناهمسانگردی اینترفرومتری

سه پارامتر مربوط به شدت، پلاریمتری و اینترفرومتری آنتروپی شانون داده POLINSAR از منطقه مورد مطالعه به طور بصری به ترتیب در شکل ۴-الف، ب و ج نشان داده شده‌اند. همانطور که به صورت چشمی نیز دیده می‌شود، این سه تصویر اطلاعات متفاوتی از عوارض موجود در منطقه را نشان می‌دهند. به عنوان مثال رفتار این سه پارامتر در مناطق جنگلی، شهری و در باند فرودگاه طوری می‌باشند که اطلاعات مکملی برای هم دیگر به حساب می‌آیند. در تصاویر مربوط به مولفه شدت و پلاریمتری، مناطق پوشیده از علف تقریباً در دو کلاس مختلف نشان داده شده‌اند حال آنکه تصویر مربوط به پارامتر اینترفرومتری، این مناطق را با مقادیر تقریباً یکسان نمایش می‌دهد که نشان دهنده تراکم و ساختار ارتفاعی نزدیک به هم این مناطق می‌باشد. در مناطق جنگلی، یکنواختی کامل در تصویر شدت مشاهده می‌شود به طوری که مناطق جنگلی بالای باند فرودگاه و پایین باند فرودگاه به طور یکنواخت و با مقادیر نزدیک به هم نمایش داده شده که به دلیل در نظر گرفتن میزان انرژی دریافتی می‌باشد. حال آنکه این دو منطقه جنگلی از نظر تراکم و ارتفاع با هم متفاوت می‌باشند. پارامتر مربوط به پلاریمتری نیز دو منطقه جنگلی مذکور را یکنواخت نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود، مولفه پلاریمتری آنتروپی شانون نیز نمی‌تواند تفاوت بین گونه‌های جنگلی را بیان کند زیرا که این پارامتر نیز فقط تابعی از میزان پلاریزاسیون دو تصویر می‌باشد که از تراکم تاج درخت تاثیر بسیار کمی می‌پذیرد و تغییرات ارتفاعی درخت را به هیچ وجه در نظر نمی‌گیرد. با این حال در تصویر مربوط به این پارامتر جاده آسفالتی که از بین مناطق جنگلی بالای باند فرودگاه می‌گذرد به خوبی مشخص می‌باشد که به صورت یک خط در امتداد راست به چپ تصویر دیده می‌شود. این جاده در دو پارامتر دیگر نیز قابل رویت می‌باشد ولی در تصویر مولفه پلاریمتری دارای وضوح بسیار زیادی می‌باشد. پارامتر اینترفرومتری می‌تواند به عنوان داده تکمیلی و کمکی برای دو پارامتر قبلی باشد. زیرا علاوه بر اینکه این پارامتر متأثر از شدت و پلاریزاسیون می‌باشد، می‌تواند تغییرات ارتفاعی و تراکم تاج درخت را تشخیص دهد. همان طور که در شکل ۴-ج نیز مشاهده می‌شود تفاوت‌های مناطق جنگلی و عوارض مختلف قابل مشاهده می‌باشد که در مولفه‌های شدت و پلاریمتری مشاهده نمی‌شوند. همچنین در تصویر مولفه پلاریمتری، باند فرودگاه تقریباً از زمین‌های بایر اطراف آن به سختی قابل تشخیص می‌باشد درحالی‌که این عارضه در مولفه اینترفرومتری به خوبی رویت می‌شود.



شکل ۴: مولفه‌های آنتروپی شانون، (الف) مولفه‌شدت، (ب) مولفه پلاریمتری، (ج) مولفه اینترفرومتری.

۵-۲- بررسی نتایج الگوریتم پیشنهادی

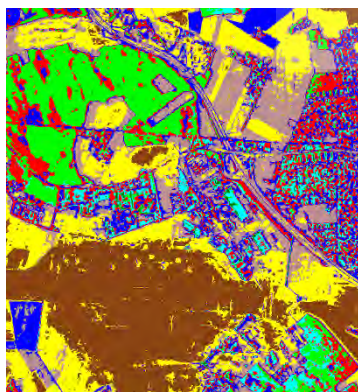
برای بررسی دقت طبقه بندی از شاخص خلوص (PI)^۱ استفاده می‌شود (Rendón, Abundez et al. ۲۰۱۱). این شاخص برای مواقعی مناسب است که با داشتن K کلاس واقعیت زمینی، تصویر مورد نظر به C خوشه طبقه بندی شود. در این تحقیق مقدار K برابر ۶ و مقدار C برابر ۸ در نظر گرفته شده. شاخص خلوص هر الگوریتم برای هر خوشه و شاخص خلوص کل در جدول ۱ نمایش داده شده. همان طور که مشاهده می‌شود به ازای هر روش، جدول دارای ۸ ستون و ۶ سطر می‌باشد. مجموع اعداد موجود در هر سطر نشان دهنده تعداد کل پیکسل‌های واقعیت زمینی مربوط به آن عارضه زمینی می‌باشد. اعداد موجود در یک ستون از این جدول نشان می‌دهد که چه مقدار از هر کلاس در این خوشه حضور دارد. شاخص خلوص، بزرگ‌ترین عدد موجود در هر ستون را بر مجموع اعداد هر ستون تقسیم می‌کند و عدد حاصل شده درجه خلوص آن کلاس یا ستون را نشان می‌دهد (Rendón, Abundez et al. ۲۰۱۱). بنابراین ایده آل‌ترین حالت که همان داشتن درصد خلوص ۱۰۰ می‌باشد زمانی به دست می‌آید که یک کلاس فقط شامل پیکسل‌های یک عارضه زمینی باشد. در الگوریتم پیشنهادی ابتدا منطقه مورد مطالعه به ۴ کلاس در صفحه ($H_{Pol}-A_{Pol}$) طبقه بندی شد و سپس هر کلاس از دید اینترفرومتری در صفحه $H_{Int}-A_{Int}$ به ۴ کلاس دیگر طبقه بندی می‌شود. ۱۶ کلاس حاصل، نتیجه طبقه بندی هم از منظر پلاریمتری می‌باشد و هم از دید اینترفرومتری. بنابراین برای ادغام کلاس‌ها لازم است که شباهت و نزدیکی آن‌ها هم از دید پلاریمتری و هم از دید اینترفرومتری ارزیابی شوند که این کار با کمک آزمون شباهت ماتریس همدوسی T_6 مرکز هر کلاس انجام می‌شود. نتایج مربوط به طبقه بندی اولیه در شکل ۵-الف نشان داده شده. از این روش برای مقدار دهی اولیه در الگوریتم پیشنهادی استفاده می‌شود که سرعت اجرای آن بسیار بالا می‌باشد زیرا فقط از طریق حدآستانه این طبقه بندی انجام می‌شود. روش حدآستانه گذاری بر روی بی‌نظمی و ناهمسانگردی و ادغام کلاس‌ها در مقایسه با روش طبقه بندی $H/A/\alpha$ -ویشارت (T_7) (Cloude and Pottier ۱۹۹۷) که در شکل ۵-ب نمایش داده می‌شود نتایج بهتری ارائه کرده، درحالی که برخلاف آن روش به صورت تکرار شونده نبوده و سرعت اجرای بالایی دارد. دقت روش طبقه بندی $H/A/\alpha$ -ویشارت در قسمت اول جدول ۱ آورده شده که نتایج قابل قبولی نمی‌باشد. درصد خلوص کلی این الگوریتم برابر ۵۶,۸۲ می‌باشد که کم‌ترین مقدار را برای طبقه بندی منطقه مورد نظر در بین ۵ الگوریتم ارائه داده. در این روش کم‌ترین مقدار PI مربوط به کلاس ۶ برابر ۳۹,۵ می‌باشد که چهار عارضه زمین بایر، علف زار، زمین زراعی و باند فرودگاه به طور قابل توجهی در این کلاس دخالت کرده‌اند. مقدار کم PI نشان می‌دهد که ماتریس همدوسی داده‌های پلاریمتری توانایی کمی در تفکیک این کلاس‌ها دارد که ناشی از رفتار پلاریمتری نزدیک به هم آن‌ها می‌باشد. بیشترین مقدار PI برابر ۹۷,۵۵ می‌باشد و مربوط به حضور عارضه ساختمان در کلاس ۱ می‌باشد و از این نظر داده پلاریمتری در قالب ماتریس همدوسی موفق عمل کرده است.

در شکل ۵-ج نقشه طبقه بندی شده حاصل از الگوریتم پیشنهادی $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -ویشارت (T_6) مشاهده می‌شود که به نسبت روش $H/A/\alpha$ -ویشارت (T_7) نقشه طبقه بندی شده بهتر و منظم‌تری را نمایش می‌دهد به طوری که در این تصویر عوارض و جزئیات بیش‌تری قابل مشاهده می‌باشد که در شکل (۵-ب) قابل مشاهده نیستند. شاخص PI برای این الگوریتم در قسمت دوم جدول ۱ آورده شده. همانطور که مشاهده می‌شود مقدار PI کلی این الگوریتم به ۷۳,۹۲ درصد افزایش پیدا کرده. تفاوت اصلی در این دو الگوریتم حضور اطلاعات اینترفرومتری می‌باشند که در ماتریس همدوسی T_6 وجود دارند و همین اطلاعات اینترفرومتری باعث افزایش دقت طبقه بندی می‌شوند. کم‌ترین مقدار PI برای این روش

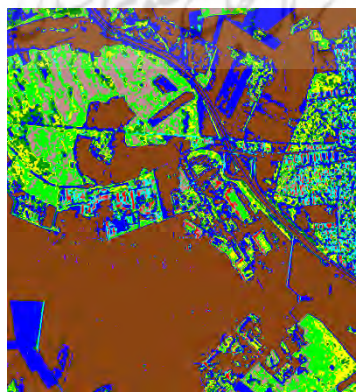
^۱ Purity Index

مربوط به کلاس ۵ می‌باشد که تقریباً برابر ۵۱ درصد محاسبه شده، به طوری که عارضه‌های ساختمان و جنگل با مقادیر نزدیک به هم در این کلاس تداخل پیدا کرده‌اند. مهم‌ترین علتی که می‌توان ذکر کرد این است که جنگل و ساختمان در این پیکسل‌ها دارای ارتفاع نزدیک به هم بوده‌اند و همین عامل خود را در ماتریس همدوسی T_e نشان می‌دهد. در این روش عوارض زمین بایر و باند فرودگاه از زمین زارعی و علف زار تفکیک شده‌اند ولی با این حال PI مربوط به کلاس ۳ برابر ۵۱,۵۷ درصد می‌باشد که این مقدار پایین ناشی از عدم تفکیک باند فرودگاه و زمین بایر از هم دیگر می‌باشند. در شکل ۱-د نقشه طبقه بندی حاصل از الگوریتم FCM (Luo, Chen et al. ۲۰۱۰) نشان داده شده که از فاصله و یشارت استفاده کرده و مقدار دهی اولیه آن با استفاده از روش ارائه شده در بخش ۳-۱ می‌باشد. همان طور که در قسمت چهارم جدول ۱ مشاهده می‌کنیم شاخص PI کل برای این روش ۶۹,۷۰ می‌باشد که نسبت به روش قبلی بیش از ۴ درصد کاهش یافته. تفاوت اصلی این روش و روش قبلی در این است که این روش از الگوریتم k-means فازی یا همان FCM استفاده کرده در حالی که روش قبلی از روش k-means بهره می‌برد. در این روش کلاس ۱ و کلاس ۳ به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین شاخص PI را دارند که بیش‌ترین مقدار، متعلق به طبقه بندی جنگل می‌باشد که برابر ۹۴,۹۰ می‌باشد. روش FCM نسبت به روش k-means دقت طبقه بندی کل را بیش‌تر از ۴ درصد کاهش داده که به خاطر دخالت تمام پیکسل‌ها با درجات تعلق متفاوت در محاسبه مراکز خوشه‌ها می‌باشد. به عنوان مثال عوارض زمین بایر، علف زار، زمین زارعی و باند فرودگاه در این حالت می‌توانند تاثیر بیش‌تری در محاسبه مراکز خوشه‌های هم دیگر داشته باشند و در نتیجه درصد خلوص کلاس‌ها پایین می‌آید.

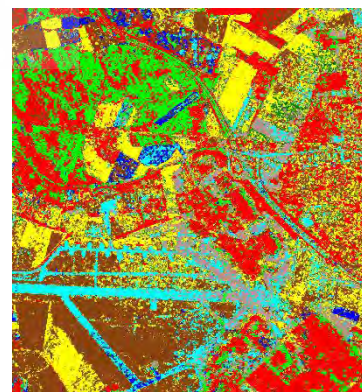
برای مقایسه بیشتر از الگوریتم طبقه بندی کننده FCM برای طبقه بندی پارامترهای آنتروپی شانون استفاده شده که نقشه طبقه بندی حاصل از این روش در شکل ۵-ح نمایش داده می‌شود. این روش هم از مزیت تکرار شونده‌گی برخوردار بوده و هم از اطلاعات اینترفرومتری بهره می‌برد. نتایج این روش نیز نسبت به روش $H/A/\alpha$ و یشارت (T_e) بهبود یافته زیرا اطلاعات مورد استفاده سه پارامتر مستقل از هم می‌باشند به طوری که علاوه بر میزان شدت دریافتی و میزان پلاریزاسیون دو تصویر، شامل اطلاعات اینترفرومتری نیز می‌باشند. با این حال این روش نسبت به دو روش دیگر که از کل اطلاعات پلاریمتری و اینترفرومتری در قالب ماتریس همدوسی استفاده می‌کنند، دقت کم‌تری ارائه می‌دهد. باند فرودگاه با شاخص خلوص ۹۹,۶۳ به کلاس ۱ نسبت داده شده که نسبت به سه روش قبلی بیش‌ترین مقدار را برای این کلاس ارائه می‌دهد. با این حال مشاهده می‌شود که کلاس‌های ۳ تا ۸ درصد خلوص پایینی دارند که عمدتاً ناشی از تداخل جنگل با ساختمان، زمین بایر با علف زار و زمین زارعی می‌باشد.



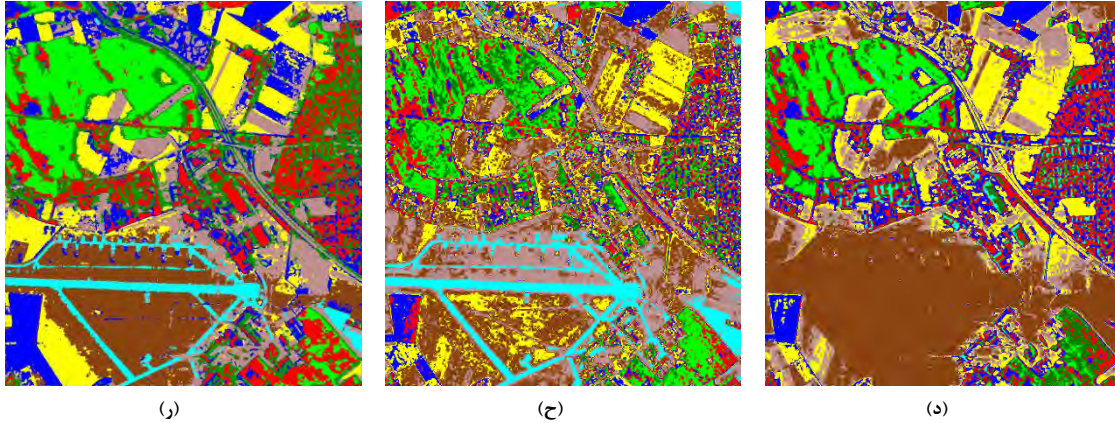
(ج)



(ب)



(الف)



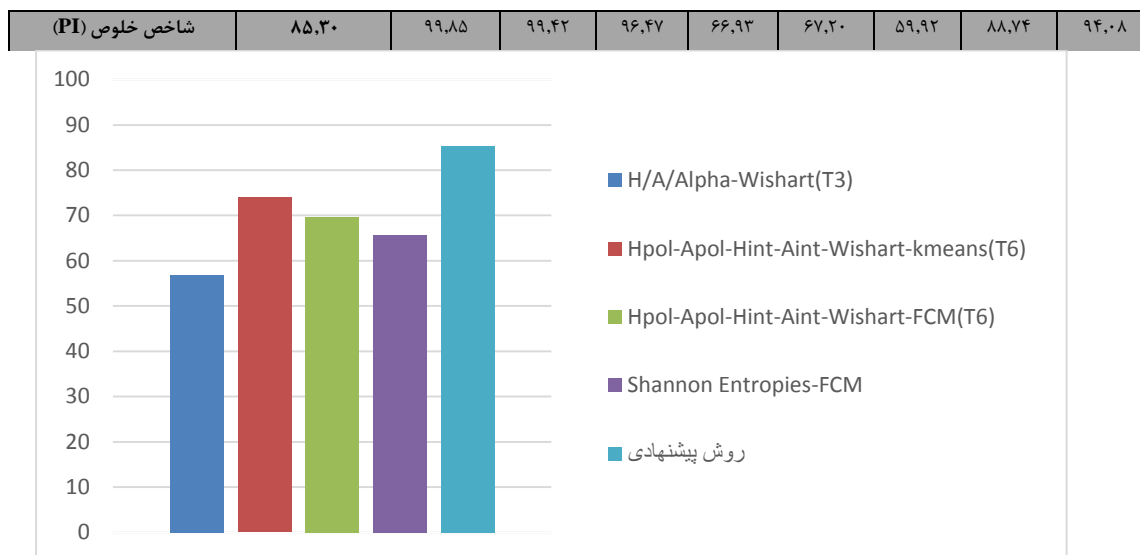
شکل ۵: (الف) طبقه بندی به کمک پارامترهای $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ و ادغام کلاس ها با استفاده از آزمون شباهت. (ب) طبقه بندی حاصل از الگوریتم $H/A/\alpha$ -ویشارت (k-means)، (ج) طبقه بندی به روش $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -ویشارت (T_6) (k-means). (د) طبقه بندی به روش $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -FCM ویشارت (T_6). (ح) طبقه بندی با استفاده از پارامترهای آنتروپی شانون و الگوریتم FCM. (ر) نقشه ی طبقه بندی حاصل از الگوریتم پیشنهاد $MRF-H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$

نقشه طبقه بندی حاصل از الگوریتم پیشنهادی یعنی طبقه بندی با آنتروپی شانون و الگوریتم MRF در شکل ۵-ر نمایش داده شده که نتیجه قابل قبولی می باشد و اغلب کلاس ها به خوبی از هم تفکیک شده اند. زمین های بایر موجود در مرکز تصویر کاملاً مشخص بوده و به خوبی از کلاس های علف زار و باند فرودگاه جدا شده اند. باند فرودگاه به وضوح قابل مشاهده می باشد و زمین های زراعی که بارنگ آبی در نقشه طبقه بندی نشان داده می شود با دقت خوبی از زمین های علف زار جدا شده اند. شاخص خلوص طبقه بندی برای این روش در قسمت پنجم جدول ۱ نشان داده شده. همان طور که مشاهده می شود مقدار PI کل برای الگوریتم پیشنهادی برابر ۸۵,۳۰ درصد می باشد که نسب به چهار روش $H/A/\alpha$ -ویشارت (T_6), $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -ویشارت (T_6), $H_{Pol}, A_{Pol}, H_{Int}-A_{Int}$ -FCM ویشارت (T_6) و پارامترهای آنتروپی شانون-FCM به ترتیب به مقدار ۲۸,۴۸، ۱۱,۳۸، ۱۶,۶۰ و ۱۹,۶۰ درصد افزایش یافته. در این روش باند فرودگاه با بیشترین درجه خلوص یعنی ۹۹,۸۵ به کلاس ۱ داده شده. در کلاس ۶ دو عارضه جنگل و ساختمان به مقدار زیادی با یکدیگر تداخل دارند. مهم ترین علت تداخل حضور کوهنرس های بهینه در مولفه اینترفرومتری آنتروپی شانون می باشد که تابعی از ارتفاع عارضه می باشد. به این صورت که بخش هایی از جنگل و ساختمان رفتار ارتفاعی مشابه به هم دارند. این درحالی است که اگر اطلاعات اینترفرومتری در طبقه بندی حضور نداشته باشند آنگاه دقت طبقه بندی جنگل از ساختمان افزایش می یابد که این امر در روش طبقه بندی $H/A/\alpha$ -ویشارت (T_6) مشاهده می شود به طوری که در این روش شاخص خلوص کلاس ۱ برابر ۹۷,۵۵ متعلق به ساختمان می باشد. ولی همان طور که در دو روش طبقه بندی با استفاده از ماتریس هم دوسی T_6 مشاهده شد، حضور اطلاعات اینترفرومتری باعث افزایش شاخص خلوص خوشه ها می شود. در این روش ویژگی های مورد استفاده در بردار ویژگی هر پیکسل پارامترهای شدت، پلاریمتری و اینترفرومتری می باشند و در واقع سه پارامتری هستند که به طور کامل از هم مستقل می باشند و همین امر باعث می شود که باند فرودگاه از زمین های اطراف آن به خوبی جدا شود که در شکل ۵-ح دیده می شود با این حال مشاهده می شود که دخالت ندادن اطلاعات همسایگی باعث شده که زمین های بایر اطراف باند فرودگاه به اشتباه به عنوان علف زار طبقه بندی شوند. استفاده این سه پارامتر به عنوان مولفه های بردار ویژگی در الگوریتم میدان تصادفی مارکوف باعث افزایش دقت طبقه بندی شده که به وضوح در قسمت پنجم جدول (۱) مشاهده می شود. باند فرودگاه از زمین های اطراف آن به خوبی جدا شده و زمین بایر با شاخص خلوص ۹۴,۰۸ به کلاس ۸ نسبت داده شده که بالاترین مقدار را در بین پنج روش دارد.

مهم‌ترین تأثیری که الگوریتم پیشنهادی در طبقه‌نشان می‌دهد، حضور نواحی پیوسته و نرم می‌باشد به طوری که از حضور کلاس‌های پراکنده تک پیکسل در داخل دیگر کلاس‌ها جلوگیری کرده. درحالی که این مشکل در طبقه‌داده‌های سنجش از دوری و به خصوص در تصاویر راداری بسیار دیده می‌شود. نمودار شکل (۶) شاخص خلوص کل برای پنج روش پیشنهادی را به صورت میله‌ای و بر حسب درصد به طور بصری، جهت مقایسه بهتر الگوریتم‌ها نشان می‌دهد. همچنین الگوریتم‌های ارائه شده و الگوریتم پیشنهادی با توجه به اینکه به صورت تکرار شونده می‌باشند، تعداد تکرارهای مربوط به آن‌ها با شرط مشابه و مقدار یکسان در جدول ۲ آورده شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی با توجه به اینکه از الگوریتم MRF بهره می‌برد، با سرعت بیش‌تر و تعداد تکرار به مراتب کم‌تری نسبت به دیگر روش‌ها همگرا شده است.

جدول ۱: دقت طبقه‌بندی روش‌های طبقه‌بندی

روش طبقه‌بندی	نوع عارضه	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	کلاس ۴	کلاس ۵	کلاس ۶	کلاس ۷	کلاس ۸
(۱) طبقه‌بندی $H/A/\alpha$ ویشارت (T_3) (k-means)	جنگل	۱۰	۳۲۴۲	۶۹	۳۱	۵۵۱	۱	۱۰۶۷	۳۴۰۱
	ساختمان	۵۵۸	۹۷۹	۳۲۵	۸۱۹	۴۱۴	۳	۳۷۸	۷۳۴
	زمین بایر	۲	۰	۵	۰	۱	۶۵۳۱	۰	۰
	علف زار	۰	۷	۹۷۸	۰	۴	۸۰۲۸	۴	۳
	زمین زراعی	۰	۰	۴۱۱۷	۲۶	۲۷۷	۵۸۳	۳	۱
شاخص خلوص (PI)	۵۶.۸۲	۹۷.۵۵	۷۶.۶۸	۷۴.۸۴	۹۳.۱۷	۴۴.۱۹	۳۹.۵۰	۷۳.۴۸	۸۲.۱۷
(۲) $-H_{Pol}, A_{pol}, H_{Int}-A_{Int}$ ویشارت (T_6) (k-means)	جنگل	۶۲۲۷	۸۰	۰	۱	۱۲۴۶	۰	۷۸۷	۳۱
	ساختمان	۱۹۱	۴۳۷	۰	۲	۱۱۱۶	۱۰	۱۹۸۶	۴۶۸
	زمین بایر	۰	۲	۶۰۴۵	۴۸۴	۰	۷	۰	۱
	علف زار	۱۳	۵۲	۵۰۲	۵۰۴۷	۶	۳۴۰۴	۰	۰
	زمین زراعی	۰	۳۹۱۷	۲۳	۱۸۹	۶۲	۸۰۴	۱۲	۰
شاخص خلوص (PI)	۷۳.۹۲	۹۶.۸۳	۸۷.۳۲	۵۱.۵۷	۸۷.۷۹	۵۱.۲۸	۸۰.۴۵	۷۱.۲۸	۹۳.۴۱
(۳) $-H_{Pol}, A_{pol}, H_{Int}-A_{Int}$ FCM-ویشارت (T_6)	جنگل	۴۹۱۶	۹۹	۰	۱	۱۱۳۰	۰	۲۰۹۶	۱۳۰
	ساختمان	۲۵۵	۴۷۹	۰	۲	۱۴۸۶	۶	۱۱۶۳	۸۱۹
	زمین بایر	۰	۱	۶۴۸۲	۴۷	۰	۸	۰	۱
	علف زار	۹	۱۰۳	۱۹۶۶	۳۳۲۹	۶	۳۶۰۷	۴	۰
	زمین زراعی	۰	۳۹۸۹	۲۸	۱۶۳	۶۰	۷۶۱	۵	۱
شاخص خلوص (PI)	۶۹.۷۰	۹۴.۹۰	۸۵.۳۴	۴۷.۵۰	۹۳.۸۳	۵۵.۳۹	۸۲.۲۰	۶۴.۱۴	۸۶.۰۳
(۴) الگوریتم FCM با استفاده از بردار ویژگی پارامترهای آنتروپی شانون	جنگل	۰	۴۳۷۰	۰	۲۵۹	۲۳۴۸	۱۳۸۸	۶	۱
	ساختمان	۰	۱۱۸۳	۷	۴۹۳	۱۴۷۱	۹۳۷	۱۱۵	۴
	زمین بایر	۱۴	۱	۳۶۷۱	۱۱	۱	۰	۱۲۸۳	۱۵۵۸
	علف زار	۳	۴	۴۰۵۱	۳۲۵	۷	۱۳	۲۷۷۵	۱۸۴۶
	زمین زراعی	۱	۸	۵۳	۳۵۴۴	۱۰	۷۹۵	۵۸۷	۹
شاخص خلوص (PI)	۶۵.۷۰	۹۹.۶۳	۷۸.۵۱	۵۱.۷۷	۷۶.۴۶	۶۱.۱۸	۴۴.۳۰	۵۸.۰۸	۵۰.۱۶
(۵) بردار ویژگی پارامترهای آنتروپی شانون و الگوریتم MRF	جنگل	۰	۶۱۳۶	۱	۲۳	۲۶۹	۱۹۴۳	۰	۰
	ساختمان	۰	۲۶	۰	۳۸۷	۷۹۳	۳۰۰۲	۲	۰
	زمین بایر	۷	۰	۱۲۵	۷۱	۰	۰	۴۷	۶۲۸۹
	علف زار	۰	۱۰	۴۹۴۲	۱۸۶۷	۱۰۸	۳	۲۰۰۱	۹۳
	زمین زراعی	۰	۰	۵۳	۴۷۹۳	۱۰	۶۲	۶۷	۲۲
شاخص خلوص (PI)	۴۷۴۷	۰	۲	۲۰	۰	۰	۱۳۸	۲۸۱	



شکل (۶) نمودار میله‌ای شاخص خلوص کل برای روش‌های خوشه بندی برحسب درصد.

جدول ۲: مقایسه تعداد تکرار روش‌های مختلف خوشه بندی تا رسیدن به شرط همگرایی مشابه با مقدار یکسان.

روش پیشنهادی	Shannon Entropies-FCM	Hpol-Apol-Hint-Aint-Wishart-FCM(T۶)	Hpol-Apol-Hint-Aint-Wishart-kmeans(T۶)	H/A/Alpha-Wishart-kmeans (T۳)	نوع روش خوشه بندی
۱۲	۲۳۶	۷۱	۵۸	۹۴	تعداد تکرار همگرایی

همچنین روش پیشنهادی را می‌توان به طور تقریبی با روش ارائه شده در مرجع (YAN, YANG ET AL. ۲۰۱۱) نیز مقایسه کرد که شباهت‌هایی را با یکدیگر دارند. هر دو روش بر روی منطقه مطالعاتی اوبریفافنهوفن اعمال و در هر دو روش منطقه مطالعاتی به ۸ کلاس طبقه بندی شده. در مرجع مذکور از دقت طبقه بندی و در روش پیشنهادی از شاخص خلوص جهت ارزیابی استفاده شده است. شاخص خلوص خوشه بندی برای باند فرودگاه، جنگل، علف زار نوع ۱ و نوع ۲ به ترتیب برابر ۹۹,۸۵، ۹۹,۴۲، ۹۶,۴۷ و ۸۸,۷۴ می‌باشد که مقادیر مشابه دقت در روش (YAN, YANG ET AL. ۲۰۱۱) به ترتیب برابر ۹۵,۳، ۸۷,۰ و ۹۴,۱ می‌باشند که می‌توان گفت در این موارد روش پیشنهادی بهتر از روش [۱۱] عمل کرده است. همچنین در مورد طبقه بندی زمین بایر می‌توان گفت که روش اشاره شده اندکی بهتر از روش حاضر عمل کرده به طوری که مقادیر دقت طبقه بندی و شاخص خلوص برای کلاس مورد نظر به ترتیب برابر ۹۷,۷ و ۹۴,۰۸ می‌باشند. در مورد طبقه بندی ساختمان هر دو روش به طور نسبتاً نامناسب عمل کرده‌اند به طوری که عارضه ساختمان بین کلاس‌های مختلف پراکنده شده است ولی با این حال با مقایسه مقادیر دقت و شاخص خلوص و همچنین نقشه‌های طبقه بندی مربوطه، مشخص می‌شود که روش پیشنهادی بهتر عمل کرده است. همچنین با توجه به نقشه طبقه بندی هر دو روش و تصویر گوگل با رزولوشن بالا مشخص می‌شود که روش پیشنهادی در طبقه بندی مناطق جنگلی و مناطق مسکونی شهری بسیار موفق عمل کرده است و مناطق جنگلی و ساختمان تا حد امکان تداخل ندارند. همچنین در روش (YAN, YANG ET AL. ۲۰۱۱) با توجه به نقشه طبقه بندی مشاهده می‌شود که اغلب مناطق مسکونی و شهری برچسب کلاس جنگل را گرفته‌اند که از نظر بصری قابل قبول نمی‌باشد در حالی که در روش پیشنهادی از نظر بصری مناطق شهری و جنگلی تفکیک خوبی از هم دارند. همچنین در تفکیک مناطق علف زار و زراعی روش پیشنهادی با توجه به تصاویر گوگل بهتر عمل کرده است و با واقعیت تطابق دارد. در کل می‌توان گفت روش پیشنهادی بهتر است و تنها مزیت و تمرکز روش مورد مقایسه بر روی تفکیک مرز خطی بین باند فرودگاه و زمین بایر است که در این مورد نیز بهتر عمل کرده است.

- Demonceaux, C. and P. Vasseur (۲۰۰۶). "Markov random fields for catadioptric image processing." *Pattern Recognition Letters* ۲۷(۱۶): ۱۹۵۷-۱۹۶۷.
- Duda, R. O., P. E. Hart and D. G. Stork (۱۹۷۳). *Pattern classification*, Wiley New York.
- Ferro-Famil, L., F. Kugler, E. Potier and J.-S. Lee (۲۰۰۶). Forest mapping and classification at L-band using Pol-inSAR optimal coherence set statistics. *European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR)*, VDE Verlag GmbH.
- Ferro-Famil, L., E. Pottier and J. Lee (۲۰۰۱). Unsupervised classification and analysis of natural scenes from polarimetric interferometric SAR data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, ۲۰۰۱. IGARSS'۰۱. IEEE ۲۰۰۱ International, IEEE.
- Ferro-Famil, L., E. Pottier and J. Lee (۲۰۰۲). Classification and interpretation of polarimetric interferometric SAR data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, ۲۰۰۲. IGARSS'۰۲. ۲۰۰۲ IEEE International, IEEE.
- Geman, S. and D. Geman (۱۹۸۷). Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *Readings in Computer Vision*, Elsevier: ۵۶۴-۵۷۴.
- Jager, M., M. Neumann, S. Guillaso and A. Reigber (۲۰۰۷). "A self-initializing PolInSAR classifier using interferometric phase differences." *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing* ۴۵(۱۱): ۳۵۰۳-۳۵۱۸.
- Kersten, P. R., J.-S. Lee and T. L. Ainsworth (۲۰۰۵). "Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* ۴۳(۳): ۵۱۹-۵۲۷.
- Lee, J.-S. and E. Pottier (۲۰۰۹). *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*, CRC press.
- Lee, J., M. Grunes, T. Ainsworth, I. Hajnsek, T. Mette and K. Papathanassiou (۲۰۰۵). *Forest classification based on L-band polarimetric and interferometric SAR data*. ESA Special Publication.
- Li, S. Z. (۲۰۰۹). *Markov random field modeling in image analysis*, Springer Science & Business Media.
- Lu, L., J. Zhang, G. Huang and X. Su (۲۰۱۶). "Land cover classification and height extraction experiments using Chinese airborne X-band PolInSAR system in China." *International Journal of Image and Data Fusion* ۷(۳): ۲۸۲-۲۹۴.
- Luo, H.-M., E.-X. Chen, X.-W. Li, J. Cheng and M. Li (۲۰۱۰). Unsupervised classification of forest from polarimetric interferometric SAR data using fuzzy clustering. *Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR)*, ۲۰۱۰. International Conference on, IEEE.
- Morio, J., P. Refregier, F. Goudail, P. C. Dubois-Fernandez and X. Dupuis (۲۰۰۹). "A characterization of Shannon entropy and Bhattacharyya measure of contrast in polarimetric and interferometric SAR image." *Proceedings of the IEEE* ۹۷(۶): ۱۰۹۷-۱۱۰۸.
- Neumann, M., A. Reigber and L. Ferro-Famil (۲۰۰۵). Data classification based on PolInSAR coherence shapes. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, ۲۰۰۵. IGARSS'۰۵. Proceedings. ۲۰۰۵ IEEE International, IEEE.
- Rendón, E., I. Abundez, A. Arizmendi and E. M. Quiroz (۲۰۱۱). "Internal versus external cluster validation indexes." *International Journal of computers and communications* ۵(۱): ۲۷-۳۴.
- Salehi, M., Y. Maghsoudi and A. Mohammadzadeh (۲۰۱۸). "Assessment of the potential of H/A/Alpha decomposition for polarimetric interferometric SAR data." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* ۵۶(۴): ۲۴۴۰-۲۴۵۱.
- Shimoni, M., D. Borghys, R. Heremans, C. Perneel and M. Acheroy (۲۰۰۹). "Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* ۱۱(۳): ۱۶۹-۱۸۰.

- Suliga, M., R. Deklerck and E. Nyssen (۲۰۰۸). "Markov random field-based clustering applied to the segmentation of masses in digital mammograms." *Computerized Medical Imaging and Graphics* ۳۲(۶): ۵۰۱۲-۰۲
- Wang, X., E. Chen, Z. Li, W. Yao, W. Li and X. Li (۲۰۱۳). A Method of Forest Type Classification Using PolInSAR Data. *Dragon ۳ Final Results and Dragon ۳ Kickoff Symposium.*
- Yan, W., W. Yang, H. Sun and M. Liao (۲۰۱۱). "Unsupervised classification of PolInSAR data based on Shannon entropy characterization with iterative optimization." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* ۴(۴): ۹۴۹-۹۵۹.
- Yang, F. and T. Jiang (۲۰۰۳). "Pixon-based image segmentation with Markov random fields." *IEEE Transactions on Image Processing* ۱۲(۱۲): ۱۵۵۲-۱۵۵۹.

Segmentation of Polarimetric Interferometric Radar Images using Shannon Entropies and Markov Random Field Algorithm

Mohsen Esmail Nezhad soltanloo^{۱*}, Mahmood Reza Sahebi^۲

۱. Ms.c student of remote sensing in Department of Geomatics, College of Engineering, K.N. Toosi University.
۲. Associate professor in Department of Geomatics, College of Engineering, K.N. Toosi University.

*Correspondence Address: Remote Sensing Group, Geomatics Faculty, K.N. Toosi University of Technology, Valiasr St., Tehran, Iran, Email Address: mesmailnezhad@email.kntu.ac.ir

Abstract

Polarimetric Interferometric SAR (POLINSAR) data by providing wealth of information containing intensity, polarimetric and interferometric measurements, have shown many capability of mentioned data in the land cover classification. These three components of POLINSAR data could be found independently in the Shannon entropy of POLINSAR data. These components play a complementary role in the classification where the presence of interferometric information improves the classification results. As well as the data acquired from the real world has spatial connectivity so considering the neighboring and spatial connectivity in the classification process is essential and useful. So in this paper Markov Random Field segmentation algorithm has been used for classification of Shannon Entropies of POLINSAR data. In order to provide a Markovian field for the MRF classification, an initialization method has been proposed where classifies the image into ۱۶ classes according to the polarimetric and interferometric entropy and anisotropy and merges the clusters obtained to ۸ clusters using equality test of coherency matrices. The purity indices (PI) of the clusters obtained over the POLINSAR data acquired by DLR (German Aerospace center) E-SAR have been used to evaluate the effectiveness of the Entropy based MRF classification. The proposed method has been compared with the $H/A/\alpha$ -Wishart (T_1), $H_{Pol} - A_{Pol}, H_{Int} - A_{Int}$ -Wishart (T_1), $H_{Pol} - A_{Pol}, H_{Int} - A_{Int}$ -FCM (T_1) and FCM clustering using Shannon Entropy parameters where this comparisons show approximately ۷۸%, ۱۱%, ۱۷% and ۷۰% increasing in the Purity Indices respectively.

Keywords: Polarimetric Interferometric SAR data, Entropy and Anisotropy, Shannon Entropy, Markov Random Field.

