

## طبقه‌بندی نظارت نشده تصاویر پلاریمتریک SAR با استفاده از مکانیسم پراکندگی و

### میدان‌های تصادفی مارکوف

اکبر درگاهی<sup>۱\*</sup>، یاسر مقصودی<sup>۲</sup>، علی اکبر آبکار<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، ۲، ۳- استادیار، گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده ژئودزی و ژئوماتیک،

دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

(دریافت: ۱۳۹۲/۰۲/۲۳، پذیرش: ۱۳۹۲/۰۵/۰۷)

### چکیده

در این مقاله، یک روش طبقه‌بندی نظارت نشده به کمک اطلاعات همسایگی، برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک SAR ارائه شده است. ابتدا با استفاده از الگوریتم تجزیه هدف Cloude & Pottier یک طبقه‌بندی نظارت نشده بر مبنای فضای  $H/\alpha$  صورت پذیرفت. خروجی این طبقه‌بندی را، به منظور همگرایی سریع الگوریتم، برای محاسبه مقادیر اولیه مراکز خوشه‌ها در الگوریتم اصلی در نظر گرفتیم. سپس، با استفاده از تابع تمایز استخراج شده از تئوری بیز، طبقه‌بندی را با معیار MAP انجام دادیم. در معیار MAP، از توزیع ویشارت به عنوان توزیع داده‌های PolSAR و مدل‌سازی اطلاعات همسایگی با الگوریتم میدان‌های تصادفی مارکوف، برای محاسبه احتمال اولیه کلاس‌ها، استفاده شد. برای افزایش قدرت تفکیک‌پذیری کلاس‌ها، به‌طور همزمان از اطلاعات دو تصویر مربوط به دو فصل مختلف، استفاده کردیم. دقت کلی طبقه‌بندی برای دو روش ویشارت و روش پیشنهادی بر مبنای معیار Purity به ترتیب برابر با ۷۰٪ و ۸۲٪ حاصل شد. تصاویر استفاده شده مربوط به ماهواره RADARSAT-2 از یک منطقه جنگلی به نام Petawawa در کشور کانادا، بودند.

**واژگان کلیدی:** رادار با روزه ترکیبی، پلاریمتری، تجزیه هدف، میدان‌های تصادفی مارکوف، طبقه‌بندی.

### ۱. مقدمه

کلاس نامعلوم را استخراج کند، ولی در [۲] برای طبقه‌بندی داده‌ها به تعداد کلاس بیشتر، با استفاده از پارامترهای حاصل از الگوریتم تجزیه بر مبنای مقادیر ویژه ماتریس همبستگی پلاریمتری (T3)، یک طبقه‌بندی نظارت نشده براساس خصوصیات فیزیکی پراکندگی عوارض انجام شد. در این روش، صفحه حاصل از دو پارامتر  $H$  و  $\alpha$  را به ۹ ناحیه (۸ کلاس مفید و ۱ کلاس نامعلوم) تقسیم نموده و با توجه به خصوصیات پراکندگی فیزیکی هر ناحیه، اطلاعاتی در مورد نوع پوشش‌های زمینی فراهم گردید. برای مناطقی با خصوصیات فیزیکی و پراکندگی نزدیک به هم، طبقه‌بندی فقط بر مبنای مکانیسم‌های پراکندگی، نتایج رضایت‌بخشی نمی‌دهد. بنابراین در تحقیقات اخیر برای طبقه‌بندی، اطلاعات مربوط به مکانیسم پراکندگی عوارض را با خصوصیات آماری داده‌های PolSAR تلفیق می‌نمایند.

اخیراً علاقه‌مندی به استخراج اطلاعات مربوط به عوارض از تصاویر پلاریمتری SAR (PolSAR<sup>۱</sup>) قابل توجه بوده است؛ زیرا مکانیسم پراکندگی و خصوصیات مربوط به عوارض در این نوع تصاویر، نسبت به تصاویر تک کاناله SAR، وسیع‌تر می‌باشد. بدین منظور طبقه‌بندی نظارت نشده تصاویر PolSAR یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مهم در این زمینه محسوب می‌شود. در بیشتر روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده، با اعمال یک الگوریتم تجزیه هدف<sup>۲</sup>، خصوصیات فیزیکی یا همان نوع مکانیسم پراکندگی اشیاء را استخراج کرده و بر مبنای آنها خوشه‌بندی را انجام می‌دهند. یکی از الگوریتم‌های اولیه در این زمینه، توسط Van Zyl ارائه شد [۱]. الگوریتم طبقه‌بندی Van Zyl، می‌توانست ۳ کلاس مفید و ۱

\* ایمیل نویسنده پاسخگو: adargahi@mail.kntu.ac.ir

<sup>۱</sup> Polarimetric SAR (PolSAR)

<sup>۲</sup> Target Decomposition (TD)

مدل سازی احتمال اولیه کلاس‌ها با اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها توسط الگوریتم MRF، استفاده نمودیم که کل این تابع تمایز از تئوری بیز استنتاج شده بود.

این مقاله از ۶ بخش تشکیل شده است. بخش دوم، منطقه مطالعاتی و داده‌های استفاده شده را معرفی می‌کند و در بخش ۳ به‌طور خلاصه مبانی تئوری مرتبط با این تحقیق آورده شده است. در بخش ۴ و ۵ به ترتیب، روش پیشنهادی و نتایج به‌دست آمده را تشریح نمودیم و در بخش آخر نیز نتیجه‌گیری و برخی پیشنهادها برای تحقیقات آینده ذکر شده است.

## ۲. منطقه مطالعاتی و داده‌های استفاده شده

منطقه مطالعاتی انتخاب شده مربوط به جنگلی به نام Petawawa واقع در کنار رودخانه Chalk (Ontario (45° 57' N, 77° 34' W) یکی از ایالت‌های شرقی کشور کانادا می‌باشد. در این منطقه انواع مختلفی از گونه‌های درختی موجود است، ولی به‌طور عمده می‌توان آنها را به دو کلاس درختان نرم‌چوب و سخت‌چوب دسته‌بندی نمود. علاوه بر گونه‌های درختی، برخی نواحی شامل پوشش گیاهی و آب هستند. در این تحقیق در کل، ۴ کلاس آب، پوشش گیاهی، درختان سخت‌چوب و درختان نرم‌چوب به‌منظور طبقه‌بندی انتخاب شدند. مجموعه تصاویر استفاده شده، از منطقه مذکور توسط ماهواره RADARSAT-2 در حالت FQ9 با زاویه فرود ۲۸ تا ۲۹/۸ درجه اخذ شده‌اند. ماهواره RADARSAT-2 دارای سیستم راداری با روزنه ترکیبی (SAR) در باند C با طول موج ۵/۵۵ سانتی‌متر می‌باشد. هیچ پردازشی بر روی تصاویر تهیه شده انجام نگرفته و به‌صورت Singe Look Complex (SLC) بودند. تصاویر استفاده شده مربوط به یک منطقه در دو فصل مختلف سال (درختان با برگ و بدون برگ) بودند.

برای اجرای الگوریتم، یک زیرتصویر مناسب و متناسب با داده‌های تست در دسترس، به ابعاد ۱۶×۱۵ کیلومتر مربع، از داخل تصویر اصلی انتخاب شد. در مورد تصاویر پلاریمتری، معمولاً برای یک آنالیز اولیه بصری و سالم بودن تصویر، آن را بر مبنای تجزیه پائولی نشان می‌دهند.

در شکل ۱ ترکیب رنگی پلاریزیشن‌های مختلف برای دو تصویر، بر مبنای تجزیه پائولی نشان داده شده است. برای نمایش، به سه مولفه IHH-VVI, IHH+VVI, IHVI در بردار پائولی، به ترتیب رنگ‌های سبز، آبی و قرمز، نسبت داده شده است. در بردار پائولی، سه مولفه IHH-VVI, IHH+VVI, IHVI به ترتیب بیانگر پراکندگی‌های حجمی، تک وجهی و دو وجهی می‌باشند [۵، ۱۲].

همان‌طور که در شکل ۱ دیده می‌شود، در تصویر مربوط به فصل تابستان، برخی نواحی نسبت به تصویر فصل زمستان سبزتر دیده می‌شود.

یکی از توزیع‌های آماری مهم و پرکاربرد در مورد این تصاویر، توزیع ویشارت می‌باشد. در [۳] اثبات شده است که توزیع ویشارت، تقریب خوبی برای ماتریس کواریانس یک بردار مختلط با توزیع مختلط گوسین است. بر مبنای این توزیع، یک معیار طبقه‌بندی به‌نام طبقه‌بندی کننده ویشارت ارائه شد [۴]. طبقه‌بندی کننده ویشارت جزء روش‌های نظارت شده می‌باشد و برای آموزش آن نیاز به داده آموزشی داریم، ولی محققین برای جلوگیری از مشکلات تهیه داده آموزشی، از خروجی روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده، به‌عنوان منبعی برای داده آموزشی طبقه‌بندی کننده ویشارت، استفاده می‌کنند.

به‌عنوان مثال، با ترکیب نتایج تجزیه هدف مدل، مبنای توسعه داده شده توسط Freeman & Durden [۵] و طبقه‌بندی ماکزیم شباهت با توزیع مختلط ویشارت، یک طبقه‌بندی ترکیبی نظارت نشده صورت گرفت [۶] یا در [۷] ابتدا با استفاده از الگوریتم تجزیه هدف Cloud & Pottier، دو پارامتر  $H/\alpha$  را استخراج و بر مبنای آنها تصویر را به ۸ خوشه تقسیم نمودند و سپس با استفاده از فاصله ویشارت، به‌عنوان تابع تمایز، مشابه روند خوشه‌بندی C-Means، یک طبقه‌بندی نظارت نشده را انجام دادند.

اخیراً محققین به این نتیجه رسیده‌اند که به‌علت وجود نویز اسپیکل برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری SAR، طبقه‌بندی تنها بر مبنای اطلاعات آماری و پلاریمتری داده‌ها، حساسیت کافی را برای تفکیک کلاس‌ها از هم به‌وجود نمی‌آورد [۸ و ۹]. به‌عنوان مثال، طبقه‌بندی بر مبنای اطلاعات پراکندگی تک‌تک پیکسل‌ها، دارای کلاس‌های ناهمگن و وجود پیکسل‌های پراکنده در نتایج می‌باشد، اما اطلاعات همسایگی<sup>۱</sup> به‌عنوان یک منبع جانبی غنی در روند طبقه‌بندی، ابزاری قوی برای تفکیک بهتر کلاس‌ها فراهم می‌کند.

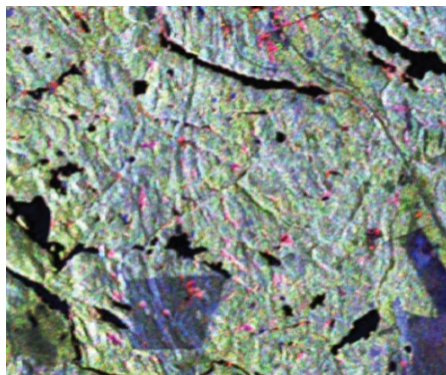
یکی از روش‌های خوب برای مدل کردن اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها و تلفیق آن با توزیع آماری داده‌ها، میدان‌های تصادفی مارکوف<sup>۲</sup> می‌باشد [۱۰]. آقای Wu و همکارانش در سال ۲۰۰۸، ابتدا تصویر پلاریمتری را به k ناحیه مستطیلی تقسیم و سپس با استفاده از توزیع آماری داده‌ها و مدل حاصل از MRF، بر مبنای معیار MAP<sup>۳</sup>، یک طبقه‌بندی نظارت نشده را انجام دادند [۱۱].

هدف اصلی این تحقیق، استفاده از اطلاعات مربوط به مکانیسم پراکندگی عوارض و توزیع آماری داده‌ها به همراه اطلاعات موجود در همسایگی پیکسل‌ها، به‌منظور طبقه‌بندی نظارت نشده تصاویر PolSAR می‌باشد. در این تحقیق، برای بهره‌مندی از اطلاعات پراکندگی پیکسل‌ها، با اعمال الگوریتم تجزیه هدف Cloude & Pottier، یک خوشه‌بندی اولیه انجام دادیم. نتایج این طبقه‌بندی به‌عنوان مقادیر اولیه، برای مراکز خوشه‌ها به‌منظور هم‌گرایی سریع الگوریتم استفاده شد. برای تفکیک کلاس‌ها از یک تابع تمایز، شامل فاصله ویشارت به‌عنوان توزیع آماری داده‌ها و

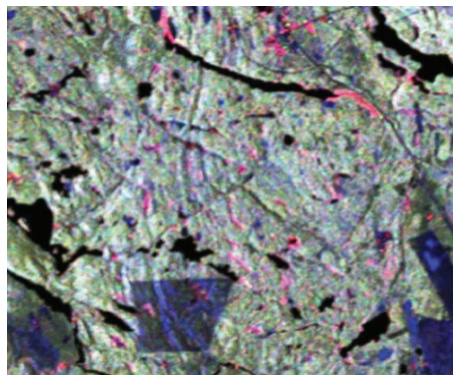
<sup>1</sup> Contextual Information

<sup>2</sup> Markov Random Fields (MRF)

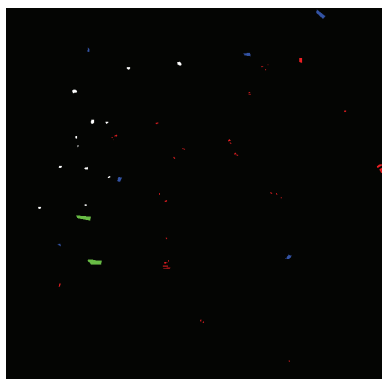
<sup>3</sup> Maximum A Posteriori (MAP)



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۱. تصاویر و داده‌های تست استفاده شده: (الف) تصویر فصل زمستان (بدون برگ) بر مبنای بردار پائولی (ب) تصویر فصل تابستان (دارای برگ) بر مبنای بردار پائولی (ج) موقعیت جغرافیایی کل تصویر در محیط Google Earth (د) داده‌های تست برای ۴ کلاس آب (آبی)، پوشش گیاهی (سبز)، درختان سخت‌چوب (سفید) و درختان نرم‌چوب (قرمز).

جدول ۱. اطلاعات مربوط به مجموعه تصاویر استفاده شده

نوع مدار	فصل سال	ابعاد تصویر (ستون×سطر)	حالت اخذ	تاریخ اخذ شده	نوع داده
صعودی <td>تابستان</td> <td>۱۵۰۰×۱۶۰۰</td> <td>FQ9</td> <td>۴ آگوست ۲۰۰۹</td> <td>تصویر اول</td>	تابستان	۱۵۰۰×۱۶۰۰	FQ9	۴ آگوست ۲۰۰۹	تصویر اول
صعودی	زمستان	۱۵۰۰×۱۶۰۰	FQ9	۸ نوامبر ۲۰۰۹	تصویر دوم

طبقه‌بندی از معیاری استفاده شده است که نیاز به داده‌های تست کلاس‌ها داریم، این داده‌ها فراهم شده است. داده‌های تست مربوط به هر ۴ کلاس در شکل ۱-د نشان داده شده است. این داده‌ها از نقشه‌های موجود از منطقه، تفسیر عکس‌های فتوگرامتری، تصاویر لندست و بازدیدهای زمینی جمع‌آوری شده‌اند. برای اطلاعات بیشتر در مورد داده‌ها به [۱۳] مراجعه نمایید. در ضمن با اینکه منطقه انتخاب شده از تصویر، نسبتاً مسطح می‌باشد، برای انجام تصحیحات هندسی، مدل ارتفاع رقومی منطقه نیز استفاده شده است.

دلیل آن می‌تواند این باشد که سهم پراکندگی حجمی در تصویر فصل تابستان (با برگ) نسبت به فصل زمستان (بدون برگ) بیشتر است یا اینکه در تصویر فصل زمستان شکل الف-۱، مناطق متمایل به رنگ قرمز بیشتر شده که می‌تواند به علت سهم زیاد پراکندگی دو وجهی به دلیل نفوذ سیگنال راداری و برخورد با تنه درختان در فقدان برگ‌ها باشد.

سایر مشخصات مربوط به تصاویر در جدول ۱ آمده است. از آنجا که روش طبقه‌بندی مورد استفاده در این تحقیق، نظارت نشده می‌باشد، نیازی به داده‌های آموزشی نداریم، ولی چون برای ارزیابی نتایج

## ۳. مبانی تئوری

## ۳-۱. ماتریس همبستگی پلاریمتری (T3)

برای اخذ داده‌های پلاریمتری، سیستم‌های راداری، موج پلاریزه شده را به صورت افقی و قائم به عوارض سطح زمین ارسال و قسمتی از سیگنال بازپراکنده شده را در حالت پلاریزیشن افقی و قائم دریافت می‌کنند. بنابراین برای هر پیکسل از تصویر، مقادیر فاز نسبی و دامنه در چهار کانال  $HH$ ,  $VV$ ,  $HV$ ,  $VH$  ثبت می‌شود. اطلاعات مربوط به مقادیر اندازه‌گیری شده، در این چهار کانال را که بیانگر خصوصیات پراکندگی عوارض زمینی هستند، می‌توان توسط یک ماتریس  $2 \times 2$  به نام ماتریس پراکندگی با رابطه زیر نشان داد [۵، ۱۴].

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (۱)$$

برای محاسبه ماتریس همبستگی از بردار  $k$  که از برداری کردن ماتریس پراکندگی حاصل می‌شود، استفاده می‌کنیم. ابعاد این بردار متناسب با ماتریس پراکندگی، برابر با تعداد کانال‌های پلاریزیشن است، ولی در سیستم‌های راداری مونوستاتیک و با فرض تئوری معکوس‌پذیری تراگت، ابعاد این بردار برابر با ۳ است و به صورت رابطه (۲) نمایش داده می‌شود [۵]:

$$\underline{k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv} \quad S_{hh} - S_{vv} \quad 2S_{hv}]^T \quad (۲)$$

و ماتریس همبستگی پلاریمتری با رابطه (۳) به دست می‌آید [۵]. در این رابطه، علامت (...) نشان‌دهنده میانگین‌گیری مکانی است که برای کاهش نویز اسپیکل اعمال می‌شود. علامت‌های "\*" و "T" به ترتیب نمایانگر، مزدوج مختلط عدد مختلط و ترانپوز ماتریس می‌باشد. همان‌طور که می‌دانیم، میانگین‌گیری مکانی هم می‌تواند در پردازش به صورت چند منظر و هم در الگوریتم فیلتر نویز اسپیکل استفاده شود. در این تحقیق، پردازش چند منظر به صورت یک‌به‌یک بوده ولی از یک پنجره  $7 \times 7$  در مرحله فیلترینگ استفاده کردیم. در کار قبلی که توسط مقصودی و همکاران [۱۵] بر روی همین تصاویر صورت گرفت، تأثیر ابعاد فیلتر بررسی شده بود.

## ۳-۲. الگوریتم تجزیه هدف Cloud &amp; Pottier

یکی از مهم‌ترین تئوری‌های تجزیه هدف، براساس مقادیر ویژه ماتریس میانگین‌گیری شده، همبستگی پلاریمتری (T3) می‌باشد. در این الگوریتم، ماتریس همبستگی با استفاده از رابطه (۴) تجزیه می‌شود [۲].

$$T = [U][\Lambda][U]^{-1} = \sum_{i=1}^3 \lambda_i \underline{u}_i \cdot \underline{u}_i^{*T} \quad (۴)$$

در رابطه بالا،  $[\Lambda]$  یک ماتریس  $3 \times 3$  قطری شامل مقادیر ویژه حقیقی غیر صفر ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$ ) و  $U = [\underline{u}_1 \underline{u}_2 \underline{u}_3]$  بردارهای

ویژه یک متناظر با مقادیر ویژه می‌باشد.

برای تفسیر فیزیکی ماتریس T3، سه پارامتر فیزیکی به نام‌های آنتروپی H، ناهمسان‌گردی A و زاویه آلفا میانگین  $\alpha$  را با روابط (۵) تا (۸) استخراج می‌کنند.

$$P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^3 \lambda_k}, \quad \sum_{k=1}^3 P_k = 1 \quad (۵)$$

پارامتر  $P_i$  احتمال مقدار ویژه  $\lambda_i$  را نشان می‌دهد که اهمیت نسبی این مقدار ویژه را نسبت به کل انرژی بازپراکنده شده نشان می‌دهد.

$$H = -\sum_{i=1}^3 P_i \log_3(P_i) \quad (۶)$$

$$A = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_2 + \lambda_3} \quad (۷)$$

هر دو پارامتر H و A در محدوده [0,1] است. پارامتر H اتفاقی بودن بازپراکندگی را بیان می‌کند. برای سطوح صاف H برابر صفر است که با افزایش زبری، این پارامتر افزایش می‌یابد.

پارامتر A اهمیت نسبی دو مقدار ویژه دوم و سوم را بیان می‌کند و در عمل مکمل پارامتر آنتروپی است. با توجه به رابطه (۷) زمانی که یکی از مقادیر ویژه (نشان‌دهنده حضور یک مکانیسم پراکندگی)، صفر یا نزدیک به صفر باشد، مقدار A بزرگ است و این نشان‌دهنده حضور فقط یک مکانیسم پراکندگی است.

اما اگر مقدار A کوچک باشد (به عنوان مثال دو مقدار ویژه با هم برابر یا نزدیک به برابر باشند)، دو نوع مکانیسم پراکندگی مختلف حضور دارند. منظور از دو مکانیسم پراکندگی، پراکندگی‌های متناسب با دو مقدار ویژه دوم و سوم می‌باشد. سومین پارامتر یعنی زاویه آلفا میانگین نیز با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i \quad (۸)$$

زاویه میانگین آلفا، نوع پراکندگی رخ داده را تفسیر می‌کند و در محدوده [0,90] درجه می‌باشد. زمانی که  $\alpha$  نزدیک صفر است نوع پراکندگی، متناظر با پراکندگی تک وجهی است. اگر  $\alpha$  نزدیک ۴۵ درجه باشد، مکانیسم پراکندگی متناظر با پراکندگی حجمی، مانند مناطق جنگلی و وقتی به ۹۰ درجه نزدیک باشد، پراکندگی از تارگت‌های دو وجهی، مانند مناطق شهری می‌باشد [۵].

از سه پارامتر معرفی شده در بالا برای طبقه‌بندی نظارت نشده فیزیک مینا در داده‌های پلاریمتری SAR استفاده می‌کنند. به عنوان مثال، با استفاده از دو پارامتر آنتروپی و زاویه میانگین آلفا، می‌توان داده‌ها را به صورت شکل ۲ کلاسه‌بندی کرد. این صفحه فضای تصویر را به ۹ ناحیه تقسیم می‌کند و برای محیط طبیعی، هیچ پیکسلی در ناحیه ۳ قرار نمی‌گیرد و بنابراین دارای ۸ خوشه مفید می‌باشد.

$$T = \langle \underline{k}, \underline{k}^{*T} \rangle = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |S_{hh} + S_{vv}|^2 \rangle & \langle (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & 2\langle (S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ \langle (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & \langle |S_{hh} - S_{vv}|^2 \rangle & 2\langle (S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ 2\langle S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & 2\langle S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & 4\langle |S_{hv}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (۳)$$

معمولاً به‌جای آن از روش ICM<sup>۴</sup> برای پیدا کردن راه حل بهینه محلی استفاده می‌شود.

در این تحقیق، ما از سیستم همسایگی (Nr) مرتبه دوم با فرض ایزوتروپیک بودن آن استفاده نمودیم و در این حالت فقط محاسبه یک پارامتر ( $\beta$ ) به‌عنوان بیان‌کننده ارتباط مکانی پیکسل‌ها برای دسته‌های دوتایی، در مدل MRF نیاز می‌باشد. در شرایط گفته شده، توزیع احتمال اولیه کلاس‌ها دارای تابع چگالی احتمال زیر می‌باشد:

$$P(w_r | w_{r'}) = \frac{\exp[-\beta P_2(w_r, w_{r'})]}{\sum_{w_r=1}^k \exp[-\beta P_2(w_r, w_{r'})]} \quad (۹)$$

در رابطه بالا،  $w_r$  و  $w_{r'}$  به ترتیب، برچسب پیکسل مرکزی و همسایه‌های آن، در سیستم همسایگی می‌باشد. پارامتر  $k$  تعداد کلاس‌ها و  $\beta > 0$  بیان‌کننده ارتباط مکانی پیکسل‌ها می‌باشد. تابع  $P_2$  تابع پتانسیل برای دسته‌های دوتایی بوده و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

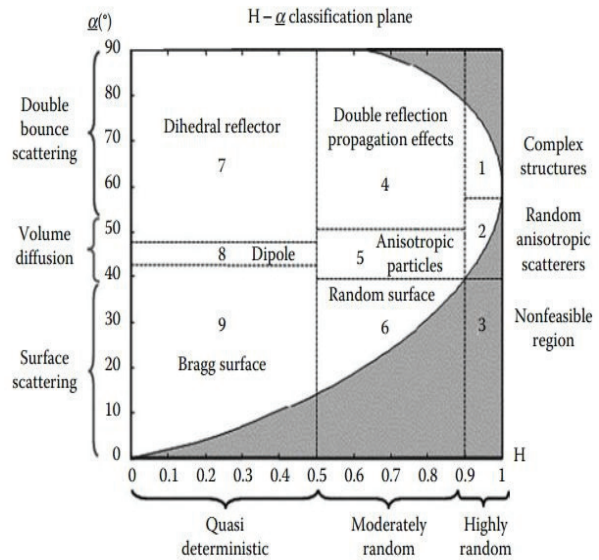
$$\begin{cases} P_2(w_r, w_{r'}) = -1 & \text{if } w_r = w_{r'} \\ P_2(w_r, w_{r'}) = 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۱۰)$$

#### ۴. روش پیشنهادی

شکل ۳، روند کلی تحقیق و روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. ابتدا داده‌های مورد نیاز شامل: تصاویر پلاریمتری، مدل ارتفاع رقومی و داده‌های تست به‌منظور ارزیابی نتایج طبقه‌بندی آماده‌سازی شدند. همان‌طور که می‌دانیم، ورودی الگوریتم تجزیه هدف Cloude & Pottier ماتریس همبستگی  $T_3$  می‌باشد، به این منظور ماتریس  $T_3$  را از داده‌های خام استخراج نمودیم.

قبل از استفاده از تصاویر به‌منظور طبقه‌بندی، پیش‌پردازش‌های لازم شامل اعمال فیلتر نویز اسپیکل، تصحیحات هندسی و رادیومتریکی بر روی تصویر همبستگی ( $T_3$ ) انجام شد. یکی از مشکلات اصلی در تصاویر SAR، وجود نویز اسپیکل می‌باشد که تفسیر و استخراج اطلاعات از این تصاویر را دچار مشکل می‌کند. به همین دلیل، یکی از مراحل اصلی پیش‌پردازش این تصاویر اعمال فیلتر نویز اسپیکل می‌باشد. در این تحقیق، از نرم‌افزار PolSAR pro 4.2 و با روش BOXCAR با ابعاد پنجره  $7 \times 7$  برای کاهش نویز اسپیکل و فیلتر آن استفاده نمودیم.

از آنجا که تصاویر استفاده شده مربوط به یک منطقه جنگلی بوده و تعیین مرز دقیق کلاس‌ها به‌مانند مناطق شهری حساس نیست و از طرفی روش BOXCAR، نسبت به سایر روش‌های فیلترینگ، ساده و دارای محاسبات کمتری است، در این تحقیق از این روش کاهش نویز اسپیکل استفاده شد. در ضمن توجه داشته باشیم که میانگین‌گیری مکانی در روند فیلترینگ می‌تواند برای آماره‌های مرتبه دوم مثل ماتریس  $T_3$  به‌کار رود.



شکل ۲. صفحه دو بعدی H و  $\alpha$  [۵]

#### ۳-۳. میدان‌های تصادفی مارکوف

با استفاده از دو المان کلیدی به‌نام‌های تابع چگالی احتمال<sup>۱</sup>، اولیه<sup>۲</sup> و شرطی<sup>۳</sup>، طبقه‌بندی به روش رابطه بیز انجام می‌پذیرد. با ترکیب این دو تابع، طبقه‌بندی با معیار MAP امکان‌پذیر است، ولی در عمل، تخمین MAP، به دلیل فقدان اطلاعات اولیه کلاس‌ها یا اطلاعاتی درباره توزیع داده‌ها مشکل است.

از آنجا که یک پیکسل و همسایه‌های آن از لحاظ آماری به هم وابسته‌اند، از اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها برای به‌دست آوردن احتمال اولیه استفاده می‌شود و این اطلاعات می‌توانند از داده‌های طیفی، مکانی یا حتی زمانی استخراج شوند.

میدان‌های تصادفی مارکوف، یک ابزار مفید برای مدل‌سازی اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها می‌باشد. همان‌طور که در بخش مقدمه گفته شد، تحقیقات قبلی نشان داده که توزیع ویشارت، یک توزیع مناسب برای داده‌های پلاریمتری است و در این تحقیق از این توزیع به‌عنوان توزیع داده‌ها استفاده شده است.

اگر یک مجموعه متغیر تصادفی  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  را در داخل مجموعه  $S$  شامل  $m$  عضو که هر متغیر تصادفی  $y_i$  ( $1 \leq i \leq m$ ) یک برچسب از مجموعه برچسب‌های  $L$  می‌گیرد، داشته باشیم، به مجموعه  $d$ ، میدان تصادفی می‌گویند. MRF یکی از روش‌های برچسب‌دهی به این متغیرهای تصادفی است.

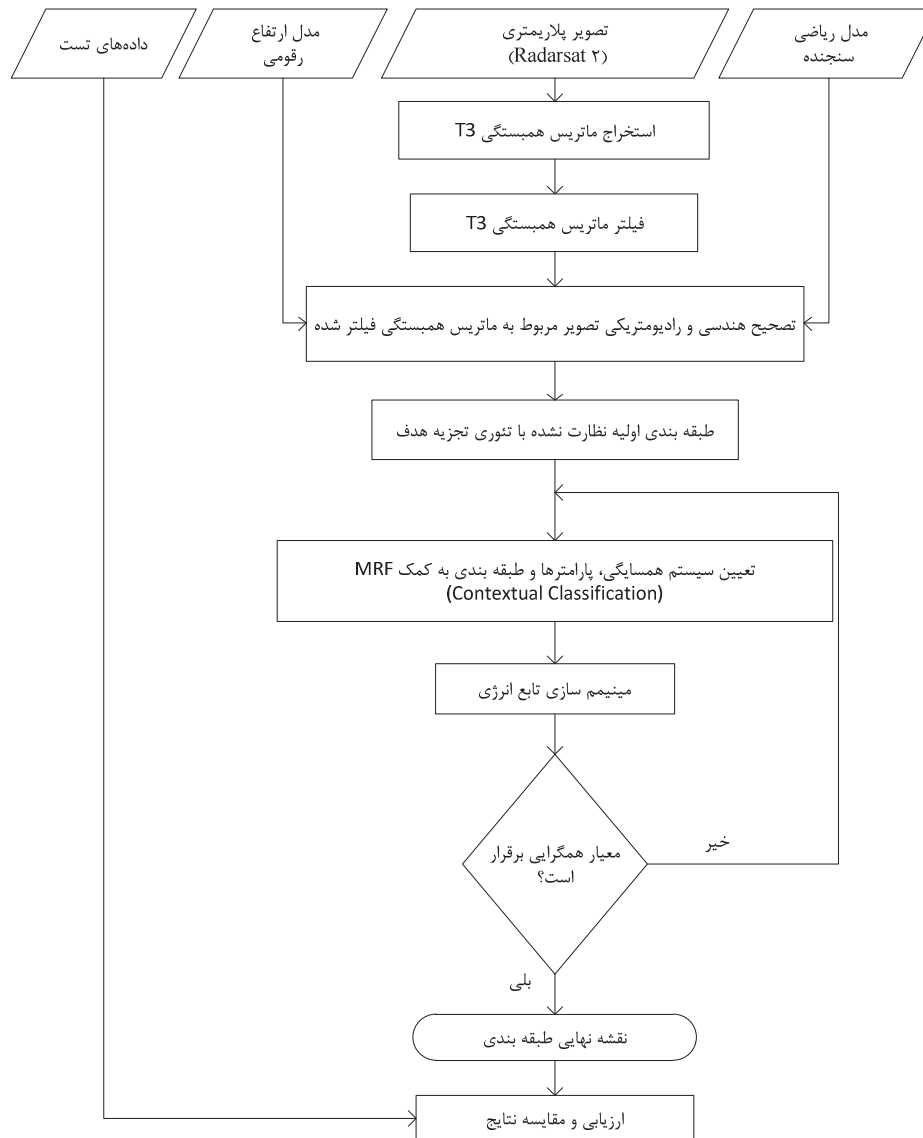
بر مبنای تئوری Hammersley-Clifford، توزیع احتمال یک MRF دارای توزیع گیبز می‌باشد [۱۶]. از آنجا که هزینه محاسبات برای پیدا کردن یک راه حل بهینه کلی برای معیار MAP زیاد است،

<sup>۴</sup> Iterative Conditional Mode (ICM)

<sup>۱</sup> Probability Density Functions (p.d.f.)

<sup>۲</sup> Prior

<sup>۳</sup> Conditional



شکل ۳. فلوجارت کلی روش پیشنهادی

به دلیل هندسه پهلونگر سنجنده‌های SAR، توپوگرافی منطقه، باعث ایجاد برخی اعوجاجات هندسی و رادیومتریکی در تصویر می‌شود و چون برای ارزیابی نتایج، از داده‌های تست زمینی استفاده شده است، به زمین مرجع‌سازی تصویر برای انجام این ارزیابی نیاز بود. در کار قبلی مؤلفین [۱۷]، دربارهٔ مراحل تصحیح هندسی ویژگی‌های پلاریمتری همین تصاویر بحث شده است. قدرت تفکیک مکانی برای تصویر خروجی بعد از تصحیح هندسی، برابر ۱۰ متر انتخاب شد و دقت کار بر مبنای معیار RMSE برای ۲۶ نقطهٔ چک تقریباً برابر با ۱/۵ پیکسل حاصل شد. توپوگرافی منطقه، باعث ایجاد تغییر در میزان بازپراکنش سیگنال راداری به طرف سنجنده می‌شود. با توجه به مؤثر بودن تصحیحات رادیومتریکی بر مبنای نتایج ارائه‌شده در [۱۸]، این تصحیح نیز صورت گرفت. بعد از انجام پیش‌پردازش‌ها، با تجزیهٔ ماتریس همبستگی ( $T3$ ) توسط

الگوریتم تجزیهٔ هدف Cloude & Pottier، دو ویژگی پلاریمتری آنترپوی ( $H$ ) و متوسط زاویهٔ آلفا  $\alpha$  استخراج شدند. بر مبنای این دو ویژگی و روش ارائه‌شده در [۲]، در یک فضای دو بعدی، یک طبقه‌بندی نظارت نشده با استفاده از نوع مکانیسم پراکندگی عوارض صورت پذیرفت. از نتایج طبقه‌بندی این روش، به‌عنوان یک ورودی اولیه برای الگوریتم طبقه‌بندی نهایی استفاده شده است. در ضمن انجام این طبقه‌بندی به ما کمک می‌کند که از خصوصیات فیزیکی و مکانیسم پراکندگی عوارض، در کنار سایر اطلاعات استفاده نماییم که اطلاعات با ارزشی در تصاویر پلاریمتری محسوب می‌شود. استفاده از اطلاعات مربوط به نوع مکانیسم پراکندگی در مناطقی که کلاس‌های آن دارای ساختار متفاوتی نسبت به هم می‌باشند، میزان قدرت تفکیک پذیری را افزایش می‌دهد و نتایج قابل قبولی حاصل می‌شود.

کواریانس پلاریمتری ( $C3$ ) دارای توزیع ویشارت می‌باشد. از آنجا که دو ماتریس کواریانس و همبستگی ( $T3$ ) پلاریمتری با یک رابطه خطی به هم تبدیل می‌شوند، بنابراین ماتریس همبستگی نیز از توزیع ویشارت پیروی می‌کند [۷]. تابع چگالی احتمال این توزیع برای ماتریس همبستگی با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$P_T^{(n)}(\langle T \rangle) = \frac{n^{qn} |\langle T \rangle|^{n-q} \exp[-n \text{Tr}(V^{-1} \langle T \rangle)]}{K(n, q) |V|^n} \quad (13)$$

و داریم:

$$K(n, q) = \pi^{\frac{1}{2}q(q-1)} \Gamma(n), \dots, \Gamma(n - q + 1) \quad (14)$$

در روابط (۱۳) و (۱۴)،  $\text{Tr}$  تریس ماتریس، پارامتر  $q$  ابعاد بردار  $\underline{u}$  که برای داده‌های مونواستاتیک پلاریمتری SAR با فرض تئوری معکوس‌پذیری برابر با ۳ و  $\Gamma(\cdot)$  معرف تابع گاما است. پارامتر  $n$  تعداد منظرهای در نظر گرفته شده برای محاسبه میانگین ماتریس همبستگی پلاریمتری،  $\langle T \rangle$ ، ماتریس همبستگی پلاریمتری میانگین‌گیری شده و  $V$ ، امید ریاضی آن می‌باشد.

مطابق روند طی شده در [۴]، یک معیار اندازه‌گیری بین ماتریس همبستگی پیکسل‌ها،  $\langle T \rangle$  و میانگین هر خوشه یعنی  $V_m$  به صورت رابطه (۱۵) به عنوان تابع تمایز حاصل می‌شود.

$$d(\langle T \rangle, V_m) = n \ln |V_m| + n \text{Tr}(V_m^{-1} \langle T \rangle) - \ln [P(w_m)] \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)،  $P(w_m)$  احتمال اولیه کلاس‌ها می‌باشد و در بیشتر کاربردها به دلیل عدم دسترسی صحیح به این اطلاعات و کم کردن هزینه محاسبات برای تمامی کلاس‌ها، احتمال اولیه را برابر می‌گیرند. با فرض احتمال اولیه برابر برای کلاس‌ها، می‌توانیم رابطه (۱۵) را به رابطه (۱۶)، معروف به فاصله ویشارت تغییر دهیم. طبقه‌بندی بر مبنای این فاصله را طبقه‌بندی کننده ویشارت می‌نامند.

این طبقه‌بندی کننده به دلیل قابلیت‌های بالا و پیاده‌سازی راحت نسبت به سایر روش‌ها، یکی از روش‌های پایه و پرکاربرد برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری محسوب می‌گردد. همان‌طور که دیده می‌شود، فاصله ویشارت مستقل از تعداد منظرها است و نیازی به محاسبه پارامتر  $n$  ندارد.

$$d(\langle T \rangle, V_m) = \ln |V_m| + \text{Tr}(V_m^{-1} \langle T \rangle) \quad (16)$$

ولی واضح است که فرض احتمال اولیه، برای تمام کلاس‌ها درست نبوده و نتایج نهایی طبقه‌بندی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این پژوهش، با استفاده از اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها و مدل‌سازی آن با میدان‌های تصادفی مارکوف، احتمال اولیه کلاس‌ها را در روند طبقه‌بندی تعیین نموده و طبقه‌بندی را به صورت جامع‌تر با معیار MAP انجام دادیم. بنابراین ما از رابطه کامل‌تر (۱۵) به عنوان تابع تمایز استفاده نمودیم که اولین تفاوت آن نسبت به رابطه (۱۶)، نیاز آن به محاسبه پارامتر  $n$  می‌باشد.

به عنوان مثال، میزان آنتروپی آب نسبت به مناطق جنگلی پایین بوده و تفکیک این دو کلاس فقط بر مبنای نوع مکانیسم پراکندگی امکان‌پذیر است.

در برخی مناطق با مکانیسم پراکندگی نزدیک به هم، نتایج طبقه‌بندی فقط بر مبنای اطلاعات پراکندگی، رضایت‌بخش نیستند و به همین دلیل در کنار این اطلاعات از توزیع آماری داده‌ها نیز برای بهبود طبقه‌بندی استفاده می‌کنند. توزیع ویشارت یکی از معروف‌ترین مدل‌های آماری داده‌های پلاریمتری است که ماتریس کواریانس پلاریمتری از این توزیع پیروی می‌کند. طبقه‌بندی بر مبنای این توزیع جزء روش‌های نظارت شده بوده و برای اجرای آن نیاز به داده‌های آموزشی داریم ولی برای آموزش اولیه آن می‌توان از نتایج طبقه‌بندی نظارت نشده بر مبنای مکانیسم پراکندگی نیز استفاده کرد و با تکرار مراحل، به نتایج دقیق‌تری رسید.

در این تحقیق از این توزیع نیز استفاده شده است. اگر در طبقه‌بندی تصاویر سنجنش از دور مخصوصاً تصاویر SAR به دلیل وجود نویز اسپیکل، فقط به اطلاعات خود پیکسل اکتفا کنیم، نقشه نهایی طبقه‌بندی، دارای کلاس‌های غیر همگن و پیکسل‌های پراکنده می‌باشد، ولی در صورت استفاده از اطلاعات همسایگی یا به عبارتی بافت، می‌توان تا حدودی اثر منفی آن را کاهش داد. یکی از روش‌های منعطف و قوی برای استخراج اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها و استفاده از آن در حین روند طبقه‌بندی، میدان‌های تصادفی مارکوف است. با استفاده از این روش و اطلاعات همسایگی، می‌توان احتمال اولیه کلاس‌ها را بدون نیاز به یک منبع خارجی و از خود تصویر استخراج نمود و از آنجا که خروجی این روش یک توزیع آماری است، قابلیت آن در تلفیق با مدل آماری داده‌های پلاریمتری بیشتر بوده و تأثیر مستقیمی در نتایج طبقه‌بندی دارد.

#### ۴-۱. استخراج توابع تمایز

در روند طبقه‌بندی، برای اجرای یک تصمیم‌گیری درست و قوی برای اختصاص هر پیکسل به کلاس خود، نیاز به یک تابع تمایز متناسب با داده‌ها داریم. در این تحقیق، برای استخراج تابع تمایز از تئوری بیز استفاده شده است. اساس طبقه‌بندی کننده بیز با رابطه (۱۱) و (۱۲) بیان می‌شود [۱۹].

$$P(w_m | \underline{u}) = \frac{P(\underline{u} | w_m) P(w_m)}{P(\underline{u})} \quad (11)$$

در این رابطه،  $w_i$  نشان‌دهنده نوع کلاس که  $m=1, 2, \dots, k$  تعداد کلاس‌ها و بردار ویژگی  $\underline{u}$  با استفاده از رابطه (۱۲) به کلاس  $w_i$  تعلق می‌گیرد.

$$\underline{u} \in w_m \text{ if } P(\underline{u} | w_m) P(w_m) > P(\underline{u} | w_n) P(w_n) \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)، تابع چگالی احتمال شرطی  $P(\underline{u} | w_m)$  نشان‌دهنده توزیع بردار ویژگی  $\underline{u}$  و  $P(w_m)$  احتمال اولیه کلاس‌ها می‌باشد. همان‌طور که قبلاً گفته شد، در مورد داده‌های PoISAR، ماتریس

تعداد پیکسل‌هایی که اشتباه طبقه‌بندی می‌شوند، در مناطقی با آنتروپی بالا (مانند مناطق جنگلی) افزایش می‌یابد.

بنابراین در ادامه برای بهبود نتایج طبقه‌بندی از اطلاعات همسایگی کمک گرفتیم. در شکل‌های ه-۴ و و-۴ به ترتیب میزان چگالی حضور پیکسل‌های دو تصویر تابستان و زمستان در ۸ ناحیه فضای  $H/\alpha$  نمایش داده شده است.

در این شکل‌ها از رنگ آبی به قرمز میزان چگالی حضور پیکسل‌ها در افزایش می‌یابد و همچنین نشان می‌دهد که بیشتر پیکسل‌ها در نواحی با آنتروپی متوسط (پوشش گیاهی) و بالا (جنگل) و کمی هم در نواحی با آنتروپی پائین (آب) قرار گرفته‌اند.

#### ۵-۲. نتایج طبقه‌بندی

در این قسمت با دو نوع تابع تمایز متفاوت (روابط ۱۵ و ۱۶) طبقه‌بندی را انجام دادیم. تابع تمایز رابطه (۱۶)، فاصله ویشارت (Wishart) و تابع تمایز رابطه (۱۵) استخراج شده از معیار MAP (WMRF) بود. از نتایج طبقه‌بندی با تابع تمایز Wishart به‌عنوان یک روش پایه در طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری، برای ارزیابی و مقایسه نتایج روش پیشنهادی استفاده نمودیم.

همان‌طور که می‌دانیم، برای انجام طبقه‌بندی به روش ویشارت، به داده‌های آموزشی نیاز داریم ولی برای آموزش طبقه‌بندی کننده ویشارت از نتایج به‌دست آمده در قسمت قبل استفاده نمودیم؛ به این‌صورت که میانگین پیکسل‌های موجود در هر خوشه را به‌عنوان مرکز خوشه در نظر گرفته و با استفاده از فاصله ویشارت به‌عنوان تابع تمایز، خوشه‌بندی را انجام دادیم.

با تکرار این روند مراکز دقیق هر خوشه را پیدا کرده و نتایج نهایی طبقه‌بندی حاصل شد. ورودی الگوریتم ویشارت تابع کواریانس پلاریمتری هر پیکسل می‌باشد، ولی چون ارتباط ماتریس کواریانس و همبستگی پلاریمتری دارای یک رابطه خطی است، از ماتریس همبستگی پلاریمتری در توزیع ویشارت استفاده نمودیم. ذکر این نکته لازم است که در این قسمت از دو تصویر به‌طور هم‌زمان استفاده شده است، بنابراین ورودی الگوریتم برای هر پیکسل یک ماتریس  $6 \times 6$  همبستگی می‌باشد. فرق عمده تابع تمایز مربوط به روش WMRF نسبت به Wishart دخیل نمودن احتمال اولیه کلاس‌ها در روند تصمیم‌گیری است.

همان‌طور که قبلاً گفته شد، در این تحقیق برای به‌دست آوردن احتمال اولیه کلاس‌ها، از مدل‌سازی اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها توسط الگوریتم میدان‌های تصادفی مارکوف استفاده نمودیم. برای مدل‌سازی، از یک سیستم همسایگی مرتبه دوم با فرض ایزوتروپیک بودن آن استفاده نمودیم. سیستم همسایگی مرتبه دوم یک پنجره  $3 \times 3$  بوده که با حرکت آن روی تمامی پیکسل‌های تصویر و با استفاده از روابط ارائه‌شده در بخش (۳-۳) احتمال اولیه محاسبه می‌شود.

به دلیل همبستگی مکانی بین پیکسل‌ها، به جای پارامتر  $n$  نمی‌توان از تعداد منظرهای اسمی استفاده نمود، بلکه باید تعداد منظرهای معادل<sup>۱</sup> (ENL) را قرار دهیم. در این تحقیق از روش ارائه‌شده در [۲۰]، برای محاسبه ENL استفاده کردیم. همچنین برای محاسبه  $\ln[P(w_m)]$  به‌عنوان احتمال اولیه کلاس‌ها، از اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها و مدل‌سازی با الگوریتم MRF استفاده نمودیم. نحوه محاسبه این احتمال‌ها به‌طور خلاصه در بخش (۳-۳) آورده شده بود.

#### ۵. پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

##### ۵-۱. خوشه‌بندی بر مبنای فضای $\frac{H}{\alpha}$

همان‌طور که در بخش ۲ گفته شد، برای افزایش دقت، به‌طور هم‌زمان از اطلاعات دو تصویر پلاریمتری در طبقه‌بندی استفاده کردیم، ولی از آنجا که هدف از طبقه‌بندی نظارت نشده بر مبنای فضای  $H/\alpha$ ، تهیه داده آموزشی برای طبقه‌بندی کننده ویشارت است، فقط استفاده از یکی دو تصویر فصل زمستان و تابستان در طبقه‌بندی نظارت نشده  $H/\alpha$  کافی است.

دقت کلی طبقه‌بندی نظارت نشده  $H/\alpha$  برای دو تصویر فصل زمستان و تابستان بر مبنای معیار Purity (این معیار در رابطه ۱۷ تشریح شده است)، به ترتیب برابر با ۴۰٪ و ۷۲٪ به‌دست آمد.

از آنجا که دقت مربوط به تصویر تابستان قابل قبول است، از این تصویر در طبقه‌بندی نظارت نشده  $H/\alpha$ ، به‌منظور استخراج داده‌های آموزشی الگوریتم ویشارت استفاده نمودیم. با اینکه دقت طبقه‌بندی نظارت نشده قابل قبول است ولی هدف اصلی استفاده از Wishart، قابلیت تلفیق آن با میدان‌های تصادفی مارکوف است.

ماتریس همبستگی این تصویر با استفاده از الگوریتم تجزیه هدف Cloude & Pottier بر مبنای فضای  $H/\alpha$  به ۸ خوشه تقسیم شد. در شکل ۴ نتایج این طبقه‌بندی، ویژگی آنتروپی و زاویه آلفا میانگین برای این تصویر نشان داده شده است.

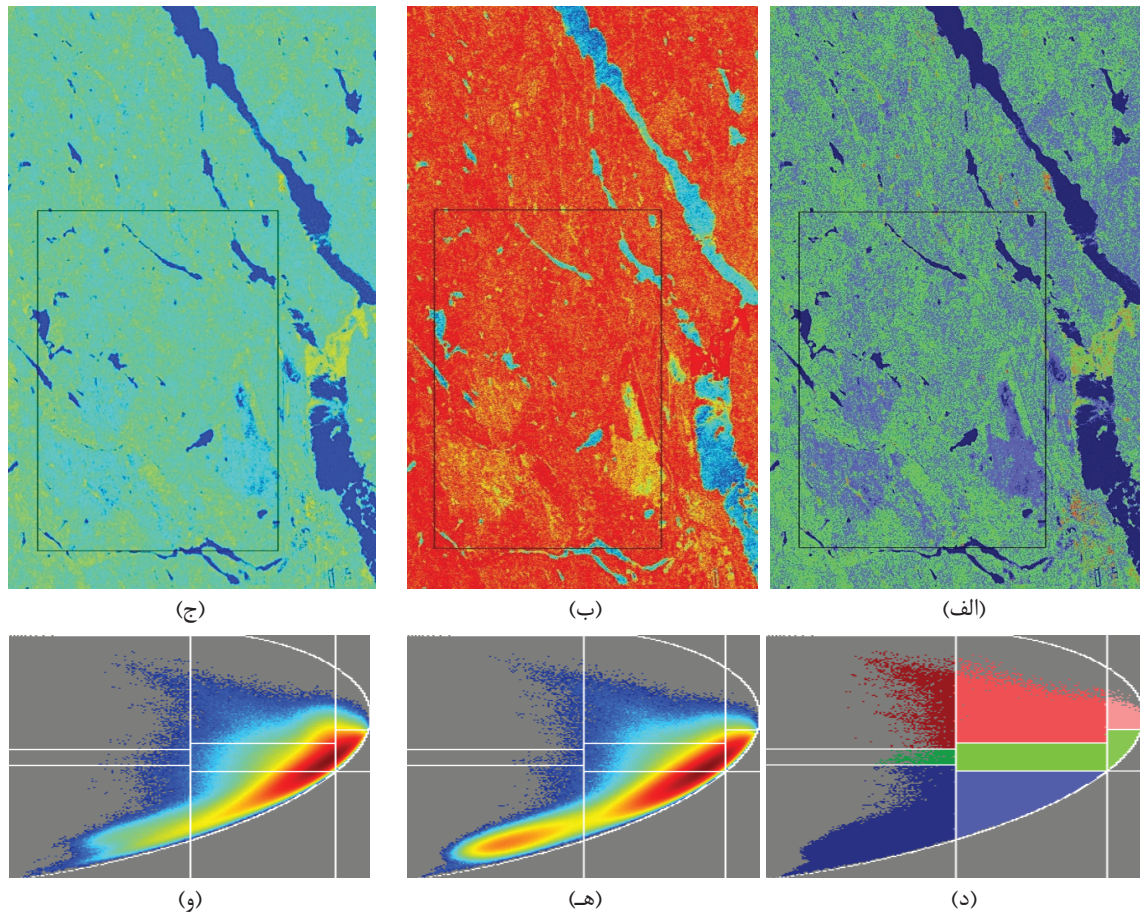
برای مناطق جنگلی به دلیل مکانیسم پراکندگی حجمی، میزان آنتروپی بالا است و این واقعیت در شکل ب-۴ دیده می‌شود. این شکل که نمایانگر ویژگی آنتروپی تصویر است، بیشتر مناطق (به غیر از کلاس آب) متمایل به رنگ قرمز است که نشان‌دهنده آنتروپی بالا برای بیشتر مناطق می‌باشد.

با توجه به نتایج طبقه‌بندی بر مبنای این دو ویژگی شکل الف-۴ بیشتر مناطق به غیر از کلاس آب در خوشه‌هایی با آنتروپی متوسط و بالا (نواحی ۲، ۵ و ۶ در شکل ۲) قرار گرفته‌اند. در حالی که با توجه به نقشه، رنگ کلاس‌ها شکل د-۴ مناطق دارای آب در یک ناحیه با آنتروپی پایین (ناحیه ۹ شکل ۲) دسته‌بندی شده‌اند.

همان‌طور که در شکل ۲ دیدیم، با افزایش میزان آنتروپی (متوسط و بالا) در روی محور افقی فواصل نواحی در امتداد محور قائم یعنی زاویه آلفا میانگین بیشتر می‌شود و این باعث کاهش توانایی تفکیک بین مکانیسم‌های پراکندگی در این نواحی می‌شود و به همین دلیل

<sup>1</sup> Equivalent Number of Looks (ENL)





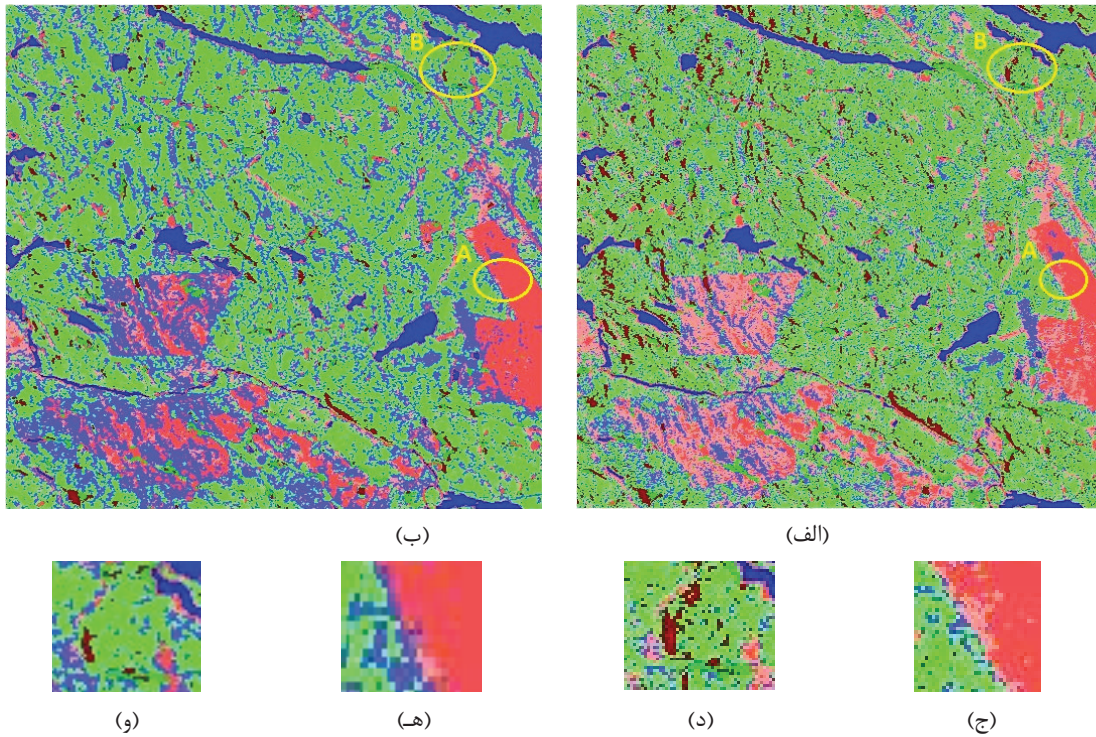
شکل ۴. نتایج اجرای الگوریتم تجزیه هدف بر روی ماتریس همبستگی کل تصویر فصل تابستان و منطقه انتخاب شده برای اجرای الگوریتم اصلی با کادرهای مشکی رنگ مشخص شده است. (الف) طبقه‌بندی نظارت نشده بر مبنای فضای  $H/\alpha$  (ب) ویژگی آنتروپی (رنگ آبی: آنتروپی پائین، رنگ قرمز: آنتروپی بالا) (ج) ویژگی زاویه آلفا (د) راهنمای رنگ<sup>۱</sup> نقشه خروجی طبقه‌بندی برای ۸ خوشه (و) (ه) چگالی حضور پیکسل‌های تصویر در ۸ ناحیه صفحه  $H/\alpha$  به ترتیب برای کل تصاویر زمستان و تابستان (رنگ آبی: چگالی پایین، رنگ قرمز: چگالی بالا)

ولی در صورت نیاز می‌توان با استفاده از معیارهای ارائه‌شده در [۷] خوشه‌ها را با هم تلفیق یا از هم جدا نمود. از آنجا که روند طی شده برای طبقه‌بندی، مشابه روند الگوریتم C-Means، تکراری می‌باشد، باید یک معیار هم‌گرایی برای توقف الگوریتم تعیین شود. معیاری که ما انتخاب کردیم این بود که اگر تعداد پیکسل‌هایی که در هر تکرار برچسب آنها تغییر می‌کند، کمتر از ۰.۲٪ کل پیکسل‌های تصویر باشد، الگوریتم متوقف شود. طبقه‌بندی در دو حالت، با تابع تمایز ویشارت به همراه اطلاعات همسایگی (WMRF) و بدون اطلاعات همسایگی با تابع تمایز ویشارت (Wishart) صورت پذیرفت. با توجه به داده‌های تست موجود و اینکه هدف ما طبقه‌بندی ۴ کلاس، شامل درختان سخت‌چوب، درختان نرم‌چوب، پوشش گیاهی و آب بود، ارزیابی کمی دقت را فقط برای این ۴ کلاس انجام دادیم. برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی نظارت نشده معمولاً از دو دسته شاخص‌های داخلی و خارجی استفاده می‌شود. برای محاسبه شاخص‌های خارجی به داده‌های تست واقعی از زمین نیاز داریم [۲۲].

در ضمن برای سیستم‌های همسایگی مرتبه دوم و غیر ایزوتروپیک نیاز به محاسبه ۴ پارامتر در ۴ جهت مختلف می‌باشد، در حالی که با فرض ایزوتروپیک بودن آن فقط به یک پارامتر نیاز است. در مقاله حاضر این پارامتر مورد نیاز یعنی  $\beta$ ، با توجه به نتایج تحقیقات قبلی [۲۱] و سعی و خطا، برابر ۱/۴ انتخاب شد. یکی دیگر از تفاوت‌های روش WMRF نسبت به روش Wishart نیاز به محاسبه تعداد منظرهای معادل (ENL) می‌باشد.

برای تصویر فصل تابستان (ماتریس همبستگی  $3 \times 3$ )، زمستان (ماتریس همبستگی  $3 \times 3$ ) و ترکیب دو تصویر (ماتریس همبستگی  $6 \times 6$ ) میانگین مقدار ENL با اعمال فیلتر BOXCAR با ابعاد  $Y \times Y$  به ترتیب برابر با ۲۲، ۲۴ و ۴۳ به دست آمد، اما در اینجا، از میانگین مقدار ENL برای هر کلاس در روند طبقه‌بندی استفاده نمودیم. با توجه به اینکه از خروجی طبقه‌بندی نظارت نشده بر مبنای فضای  $H/\alpha$  با ۸ خوشه به‌عنوان ورودی الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است، نتایج نهایی در نقشه طبقه‌بندی نیز دارای ۸ خوشه می‌باشد،

<sup>۱</sup> Color Code



شکل ۵. نتایج طبقه‌بندی (الف) با الگوریتم Wishart (ب) روش پیشنهادی WMRF (ج) ناحیه A انتخاب شده از نتیجه Wishart (د) ناحیه B انتخاب شده از نتیجه Wishart (ه) ناحیه A انتخاب شده از نتیجه WMRF (و) ناحیه B انتخاب شده از نتیجه WMRF

جدول ۲. دقت طبقه‌بندی (برحسب درصد) حاصله برای دو روش Wishart و WMRF

	سخت‌چوب	نرم‌چوب	پوشش گیاهی	آب	دقت کلی
Wishart	۵۰/۴	۵۶/۵۷	۶۴/۳	۱۰۰	۷۰/۳
WMRF	۶۷/۷۹	۷۴/۰۵	۸۱/۶۳	۱۰۰	۸۲/۶

اعداد یعنی ۴ انتخاب می‌شود و معیار Purity کلاس اول برابر با ۴ تقسیم بر ۶ است. نتایج نهایی طبقه‌بندی برای دو روش Wishart و WMRF به صورت شماتیک در شکل ۵ و به صورت کمی بر مبنای معیار Purity در جدول ۲ آورده شده است.

با توجه به شکل ۵، به دلیل اینکه سیستم پراکندگی مناطق دارای آب (مناطق آبی پر رنگ در شکل ۵) نسبت به ۳ کلاس دیگر تفاوت زیادی دارد، در هر دو حالت، طبقه‌بندی با دقت ۱۰۰٪ استخراج شده است. برای ۳ کلاس درختان سخت‌چوب، درختان نرم‌چوب و پوشش گیاهی دقت حاصله با روش پیشنهادی نسبت به روش Wishart به ترتیب ۱۷، ۱۸ و ۱۷ درصد افزایش یافته است.

شکل ۵ نشان می‌دهد که نتیجه نهایی طبقه‌بندی برای روش پیشنهادی، دارای کلاس‌های همگن و کاربرپسند می‌باشد. برای نمونه، مناطق (الف) و (ب) انتخاب شده در شکل ۵ همگن بودن و مرتب بودن نقشه طبقه‌بندی را نمایش می‌دهند.

در این تحقیق ما برای ارزیابی کمی نتایج از معیار Purity به‌عنوان یک شاخص خارجی استفاده نمودیم. رابطه مربوط به این شاخص برای محاسبه دقت به صورت زیر می‌باشد:

$$Purity(w_i) = \frac{1}{n_i} \max_m (n_{im}) \quad m \in k \quad (17)$$

در رابطه بالا،  $n_i$  تعداد کل پیکسل‌های موجود در کلاس نام موجود در داده‌های تست و  $n_{im}$  تعداد پیکسل‌های ماژوریم از یک نوع کلاس که در کلاس نام طبقه‌بندی شده‌اند، هستند. پارامتر  $k$ ، تعداد کلاس‌هایی است که به منظور طبقه‌بندی انتخاب شده‌اند. برای تشریح ساده‌تر معیار Purity یک مثال به این صورت آورده شده است. اگر فرض کنیم که تعداد پیکسل‌های موجود برای کلاس اول در داده‌های تست، شش عدد بوده ( $n_i=6$ ) و طبقه‌بندی سه کلاس مد نظر باشد ( $K=3$ )، اگر در خروجی طبقه‌بندی تعداد پیکسل‌های اختصاص یافته به این سه کلاس به ترتیب برابر با ۴، ۲ و صفر باشد، ماژوریم این

## ۶. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج به‌دست آمده از این تحقیق نشان می‌دهد که:

- زمانی که از اطلاعات همسایگی در روند طبقه‌بندی استفاده می‌کنیم، نسبت به روش‌های پیکسل پایه، تعداد پیکسل‌های پراکنده کاهش یافته و کلاس‌های همگن حاصل می‌شود.
- دقت طبقه‌بندی روش پیشنهادی، نسبت به روش پایه ویشارت با در نظر گرفتن هر ۴ کلاس به‌طور متوسط ۱۲٪ و بدون در نظر گرفتن کلاس آب (دقت این کلاس در هر دو روش ۱۰۰٪)، برای ۳ کلاس دیگر به‌طور متوسط ۱۷٪ بهبود داشته است.
- برخی پیشنهادها برای تحقیقات آینده در این زمینه به‌صورت زیر آورده شده است:
  - برای طبقه‌بندی مناطق جنگلی، استفاده از تصاویر مربوط به باندهای L و P از باند ماکروویو رادار به‌دلیل نفوذ بیشتر در درختان، پیشنهاد می‌شود که در این حالت اطلاعات بافت نیز غنی‌تر می‌باشد. در مسئله طبقه‌بندی درختان جنگلی، داشتن اطلاعات از لایه‌های زیرین درختان مانند تنه درخت، شاخک‌ها و شاخه‌های داخلی می‌تواند بسیار مؤثر باشد. با توجه به این مسائل، استفاده از طول موج‌های بلندتر مانند L و P می‌تواند در طبقه‌بندی گونه‌های مختلف جنگلی مفید واقع شوند، اما بازپراکنش از خاک از مسائل محدودکننده در این فرآیند می‌باشد.
  - استفاده از روش‌های تجزیه هدف می‌تواند در حل این محدودیت راه‌گشا باشد. الگوریتم‌های تجزیه هدف قادرند رفتار بازپراکنش از هدف را به برخی از رفتارهای پایه بازپراکنشی همچون تک وجهی، دو وجهی و همچنین پراکندگی حجمی تجزیه نمایند. به این ترتیب با توجه به اینکه معمولاً رفتار بازپراکنشی از خاک به شکل تک وجهی اتفاق می‌افتد، می‌توان سهم بازپراکنشی خاک را از قسمت‌های دیگر بازپراکنشی جدا ساخت.
- در این تحقیق برای کاهش پیچیدگی مسئله و هزینه محاسبات از سیستم همسایگی مرتبه دوم استفاده شد. پیشنهاد می‌شود برای مدل‌سازی اطلاعات همسایگی پیکسل‌ها توسط الگوریتم MRF سیستم‌های همسایگی با مرتبه بالاتر و دسته‌های مختلف نیز استفاده و نتایج آنها نسبت به سیستم همسایگی مرتبه دوم مقایسه شوند.
- از آنجا که برای مناطق ناهمگن، عوارض داخل یک پیکسل از انواع مختلف کلاس‌ها می‌باشند، هر پیکسل باید به‌صورت ترکیبی از چندین کلاس در نظر گرفته شود. بنابراین استفاده از خوشه‌بندی فازی توصیه می‌شود.
- بهتر است روش پیشنهادی برای سایر تصاویر سنجنش از دور، خصوصاً تصاویر اپتیک با قدرت تفکیک مکانی مناسب (اطلاعات بافت غنی‌تر) آزمایش شود. با این تفاوت که به‌جای استفاده از تئوری تجزیه هدف، از یک روش خوشه‌بندی مانند C-Means و به‌جای توزیع ویشارت، از یک توزیع آماری متناسب با این نوع تصاویر استفاده کرد.

## تقدیر و تشکر

از همکاری سازمان جنگل‌داری کانادا به خاطر اجازه استفاده از تصاویر RADARSAT-2، تشکر و قدردانی می‌نمایم.

## ۷. مراجع

- [1] Van Zyl, J. J., "Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 27, pp. 36-45, 1989.
- [2] Cloude, S. R., Pottier, E., "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 35, pp. 68-78, 1997.
- [3] Goodman, N., "Statistical analysis based on a certain multivariate complex Gaussian distribution (an introduction)," *Annals of Mathematical Statistics*, pp. 152-177, 1963.
- [4] Lee, J. S., Grunes, M. R., Kwok, R., "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution," *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 15, pp. 2299-2311, 1994.
- [5] Lee, J. S., Pottier, E., *Polarimetric radar imaging: from basics to applications* Vol. 142: CRC, 2009.
- [6] Lee, J. S., Grunes, M. R., Pottier, E., Ferro-Famil, L., "Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 42, pp. 722-731, 2004.
- [7] Lee, J. S., Grunes, M. R., Ainsworth, Du, T. L. L. J., Schuler, D. L., Cloude, S. R., "Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 37, pp. 2249-2258, 1999.
- [8] Akbari, V., Doulgeris, A., Moser, P. G., Eltoft, T., Anfinson, S. N., Serpico, S. B., "A Textural-Contextual Model for Unsupervised Segmentation of Multipolarization Synthetic Aperture Radar Images," 2013.
- [9] Akbari, V., Moser, G., Doulgeris, A. P., Anfinson, S. N., Eltoft, T., Serpico, B., "A K-Wishart Markov random field model for clustering of polarimetric SAR imagery," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International*, 2011, pp. 1357-1360.
- [10] Melgani, F., Serpico, S. B., "A Markov random field approach to spatio-temporal contextual image classification," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 41, pp. 2478-2487, 2003.
- [11] Wu, Y., Ji, K., Yu, W., Su, Y., "Region-based classification of polarimetric SAR images using Wishart MRF," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, Vol. 5, pp. 668-672, 2008.
- [12] Maghsoudi, Y., Collins, M., Leckie, D. G., "Polarimetric classification of Boreal forest using nonparametric feature selection and multiple classifiers," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 19, pp. 139-150, 2012.
- [13] Leckie, D. G., "Radarsat imagery of forest terrain and the role of environmental factors, detection of partial disturbances and complementarity with landsat data," *Final report to Canadian space agency, Pacific Forestry Centre, Canadian Forest Service, Natural Resources Canada Victoria, B.C., April 2003*.
- [14] Anfinson, S. N., "Statistical analysis of multilook polarimetric radar images with the Mellin transform," 2010.
- [15] Maghsoudi, Y., "Analysis of Radarsat-2 Full Polarimetric Data for Forest Mapping," 2011.
- [16] Li, S. Z., *Markov random field modeling in image analysis*: Springer, 2009.

[۱۷] درگاهی، ا.، مقصودی، ی.، ولدان زوج، م. ج.، "تصحیح هندسی ویژگی‌های پلاریمتری تصاویر RADARSAT-2 با استفاده از مدل RPC بهبود یافته"، همایش ژئوماتیک ۹۲، سازمان نقشه برداری، ۱۳۹۲.

- [21] Rignot, E., Chellappa, R., "Segmentation of polarimetric synthetic aperture radar data," Image Processing, IEEE Transactions on, Vol. 1, pp. 281-300, 1992.
- [22] Zhou, Z.-H., Ensemble Methods: Foundations and Algorithms: Chapman & Hall, 2012.
- [18] Atwood, D. K., Small, D., Gens, R., "Improving PolSAR land cover classification with radiometric correction of the coherency matrix," Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, Vol. 5, pp. 848-856, 2012.
- [19] Tso, B., Mather, P., Classification methods for remotely sensed data: CRC, 2009.
- [20] Anfinson, S. N., Douglis, A. P., Eltoft, T., "Estimation of the equivalent number of looks in polarimetric synthetic aperture radar imagery," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, Vol. 47, pp. 3795-3809, 2009.