

طبقه‌بندی داده‌های پلاریمتری رادار روزنه ترکیبی با استفاده از امضای پلاریمتری

محسن جعفری^{۱*}، یاسر مقصودی^۲، محمدجواد ولدان زوج^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، ۲- استادیار، ۳- دانشیار، گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه

صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی

(دریافت: ۱۴/۰۲/۹۳، پذیرش: ۱۸/۰۶/۹۳)

چکیده

روش‌های طبقه‌بندی داده پلاریمتری که در تحقیقات مختلف ارائه شده است، تنها از اطلاعات یک پایه پلاریزاسیون مشخص استفاده می‌کنند. در این مقاله، روشی جدید برای طبقه‌بندی داده پلاریمتری ارائه می‌شود که می‌تواند اطلاعات پلاریمتری را در پایه پلاریزاسیون‌های بیشتری به کار گیرد. مبنای روش پیشنهادی، امضای پلاریمتری است. علاوه بر امضای پلاریمتری که برای توان ارائه شده است در این تحقیق امضای پلاریمتری برای ویژگی‌های مختلف معرفی می‌شود. همانند سایر روش‌های دانش‌مبنا، روش پیشنهادی شامل دو مرحله است. استخراج دانش مرجع و طبقه‌بندی با استفاده از این دانش مرجع، روش مورد نظر برای استخراج دانش مرجع، امضای پلاریمتری ویژگی‌های مختلف است. همچنین برای طبقه‌بندی به کمک این دانش مرجع از روش‌های مطابقت استفاده می‌شود. علاوه بر این برای جلوگیری از خروجی نویزی و پایداری امضای پلاریمتری در یک قطعه، روش شیء‌مبنا انتخاب گردید. داده پلاریمتری سنجنده رادارست-۲ از منطقه جنگلی پتاواوا کانادا برای این تحقیق انتخاب شد. مطابق نتایج، دقت کلی روش پیشنهادی ۸۲/۱۲٪ و روش ویشارت ۷۶/۳۴٪ است. استفاده از مجموعه کامل‌تری از ویژگی‌های پلاریمتری و همچنین افزایش سطح اطلاعات ویژگی‌های مختلف با استفاده از امضای پلاریمتری، دقت کلاس‌های گونه‌های جنگلی، بهبود قابل توجهی در روش پیشنهادی داشتند.

واژگان کلیدی

طبقه‌بندی پوشش زمین، داده پلاریمتری رادار روزنه ترکیبی، امضای پلاریمتری، طبقه‌بندی شیء‌مبنا، طبقه‌بندی دانش‌مبنا

۱. مقدمه

دو گروه آماری و فیزیکی تقسیم‌بندی کرد. روش‌های آماری یک توزیع خاص برای داده در نظر می‌گیرند و با استخراج پارامترهای آماری طبقه‌بندی را انجام می‌دهند. از جمله این روش‌ها می‌توان به طبقه‌بندی داده‌های چندمنظره^۲ با استفاده از فاصله ویشارت^۳ بین ماتریس کوواریانس^۴ پیکسل مجهول و ماتریس کوواریانس میانگین هر کلاس اشاره کرد [۴]. این روش‌ها به واسطه گسترده بودن بازپراکنش حاصل از برخورد موج مایکروویو و هدف، نتایج مناسبی ارائه نمی‌دهند [۵]. در مقابل، نقطه مشترک تمام روش‌های فیزیکی، توجه به نوع مکانیسم پراکنش اهداف است. این روش‌ها به کمک اطلاعات حاصل از الگوریتم‌های تجزیه^۵ که اغلب به دنبال استخراج مکانیسم پراکنش در هر المان داده هستند سعی در طبقه‌بندی داده دارند [۶-۸]. اولین و شناخته‌شده‌ترین روش در این گروه،

یکی از روش‌های متداول تهیه نقشه‌های پوششی از سطح زمین، طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری می‌باشد [۲، ۱]. از میان داده‌های مختلف، استفاده از داده‌های رادار روزنه ترکیبی^۱ به دلیل عدم وابستگی به نور خورشید و شرایط جوی، بسیار مورد توجه می‌باشد. ماهیت تصاویر پلاریمتری بر مبنای استفاده از امواج مایکروویو و همچنین اطلاعات پلاریمتری در چهار کانال مختلف (hh, hv, vh, vv)، این تصاویر را به هندسه و فیزیک هدف حساس می‌کند [۳].

به‌طور کلی می‌توان روش‌های طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری را به

² Multi-Look

³ Wishart

⁴ Covariance

⁵ Target decompositions

*رایانامه نویسنده پاسخگو: mohsen.jafari@mail.kntu.ac.ir

¹ Synthetic Aperture Radar (SAR)

کمک یک روش طبقه‌بندی^۹ است [۱۵]. در [۱۵] قطعه‌بندی با روش چندمقیاسی^{۱۰} انجام شده است. همچنین ویژگی‌های پلاریمتری از قطعات حاصله استخراج گردیده است. طبقه‌بندی‌کننده درختی به‌عنوان روش طبقه‌بندی استفاده شده است. نتایج این تحقیق، عملکرد بهتری از روش طبقه‌بندی ویشارت و معادل روش SVM را ارائه می‌دهد. یکی دیگر از روش‌های افزودن اطلاعات همسایگی، استفاده از مدل‌های همسایگی مانند مارکوف^{۱۱} و روش‌های مختلف استخراج بافت در حین طبقه‌بندی است [۱۶-۱۸]. در [۱۷] در یک فرایند تکراری، مدل همسایگی مارکوف سعی دارد خروجی طبقه‌بندی‌کننده ویشارت را به سمتی هدایت کند که پیکسل‌های در همسایگی نزدیک، برجسب‌های یکسانی داشته باشند. نتایج تحقیق، افزایش نزدیک به ۶ درصدی طبقه‌بندی‌کننده پیکسل‌مبنای ویشارت را نشان می‌دهد.

همان‌طور که گفته شد، با دیدگاه اول، روش‌های طبقه‌بندی به دو دسته آماری و فیزیکی تقسیم شدند. هدف اصلی این مقاله، ارائه روش طبقه‌بندی دانش‌مبنا برای استفاده از اطلاعات در پایه پلاریزاسیون‌های بیشتر می‌باشد. در این روش سعی می‌شود ضمن افزایش اطلاعات، ویژگی‌های مختلف پلاریمتری از طریق تبدیل آن‌ها به امضای پلاریمتری فرایندی برای طبقه‌بندی ارائه شود که شامل دو مرحله کلی باشد: استخراج دانش مرجع برای هر کلاس و تطبیق قطعات داده پلاریمتری با این دانش مرجع و اختصاص آن به کلاسی با بیشترین انطباق. روش پیشنهادی برای مرحله استخراج دانش، استفاده از امضای پلاریمتری برای ویژگی‌های مختلف پلاریمتری است. یک نمونه آشنا همان امضای پلاریمتری توان رسیده به سنجده می‌باشد که مقدار توان در پلاریزاسیون‌های مختلف را نشان می‌دهد. این معیار گرافیکی در سال ۱۹۸۷ توسط ون‌زیل^{۱۲} ارائه گردید [۱۹]. هدف این مقاله، استفاده از این نمایش گرافیکی برای تمام ویژگی‌های استخراجی از داده است. این امضاها برای هر کلاس به‌عنوان دانش مرجع استفاده می‌شوند. همچنین برای مرحله دوم نیز الگوریتم‌های مطابقت که قبلاً در تصاویر فراطیفی مورد استفاده قرار گرفته است پیشنهاد می‌گردد. در واقع امضاها پلاریمتری در یک قطعه با امضاها پلاریمتری در کلاس‌های مختلف به کمک الگوریتم‌های مطابقت مقایسه می‌گردد.

روش طبقه‌بندی شی‌گرا به‌عنوان یک روش موفق در تحقیقات گذشته برای استفاده از همسایگی در روش پیشنهادی وجود دارد. با دو هدف این کار انجام شده است: اول، رفع نقص نویزی بودن از

طبقه‌بندی نظارت‌نشده H/A/a است که داده را در فضای ویژگی بر مبنای اطلاعات بی‌نظمی^۱، نوع پراکنش بازگشتی و ناهمسانگردی^۲ به ۹ ناحیه تقسیم می‌کند [۶].

روش‌های نظارت‌شده مختلفی وجود دارند که هریک از اطلاعات مکانیسم پراکنش (الگوریتم‌های تجزیه) را به‌عنوان فضای ویژگی ورودی در نظر می‌گیرند. از جمله این روش‌ها می‌توان به الگوریتم‌های SVM و شبکه عصبی اشاره کرد [۹-۱۱]. در [۱۲] برای بهبود ساختار شبکه عصبی در طبقه‌بندی داده‌های پلاریمتریک، طبقه‌بندی‌کننده شبکه RBF^۳ را با تکنیک جستجوی تکاملی^۴ و MD-PSO^۵ به‌کار گرفتند. سه دسته ویژگی در این تحقیق استفاده شده است که عبارت‌اند از: ماتریس کامل کوواریانس، مقادیر تجزیه H/a/A و بردار بافت حاصله از ماتریس هم‌رخدادی^۶. الگوریتم PCA^۷ هم برای کاهش فضای ویژگی استفاده شده است. نتایج این تحقیق، عملکرد بهتر این روش را در مقایسه با سایر شبکه‌های عصبی به‌کار گرفته‌شده در داده پلاریمتری نشان می‌دهد. مرجع [۱۰] پارامترهای الگوریتم تجزیه پائولی^۸، بی‌نظمی، ناهمسانگردی، زاویه آلفا، ضریب تغییرات بین مؤلفه‌های LL و RR، توان کل و عناصر قطر اصلی ماتریس کوواریانس دایره‌ای برای سه باند C، L و P در الگوریتم نظارت‌شده SVM را برای طبقه‌بندی پوشش زمین به‌کار گرفته است. اگرچه این تحقیق به لحاظ استفاده از باندهای مختلف پلاریمتری دارای برتری است اما مجموعه کاملی از ویژگی‌های پلاریمتری در آن به کار نرفته است. تحقیقات بعدی همچون تحقیق [۸] ضمن استفاده از پارامترهای بیشتری توانستند طبقه‌بندی SVM را به‌صورت چند طبقه‌بندی‌کننده و انتخاب ویژگی‌های بهینه را به‌صورت کلاسی ارائه دهند. نتایج تحقیق بر روی تفکیک گونه‌های جنگلی، موفقیت روش آن‌ها را نشان می‌دهد. البته در تحقیقات زیادی الگوریتم‌های انتخاب ویژگی‌های مختلفی در کنار طبقه‌بندی‌کننده SVM سعی دارند تا حدودی مشکلات ناشی از تعداد زیاد ویژگی‌های پلاریمتری را کاهش دهند [۸، ۱۳، ۱۴].

از نگاه دیگر می‌توان روش‌های طبقه‌بندی را به دو گروه پیکسل‌مبنا و شی‌مبنا تقسیم کرد. روش‌های پیکسل‌مبنا بدون توجه به همسایگی و فقط بر اساس اطلاعات پراکنش تک‌پیکسل برای کلاس آن پیکسل تصمیم می‌گیرند [۸، ۱۳، ۱۴]. این روش‌ها نتایج نویزی دارند که مناسب ارائه به کاربر نمی‌باشد. یکی از روش‌های افزودن اطلاعات همسایگی طبقه‌بندی شی‌مبنا با تولید شیء به

¹ Entropy

² Anisotropy

³ Radial Basis Function

⁴ Evolutionary Search

⁵ Multi-Dimensional Particle Swarm Optimization

⁶ Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

⁷ Principal Component Analysis

⁸ Pauli

⁹ Segmentation

¹⁰ Multi resolution

¹¹ Markov

¹² Van Zyl

اندازه‌گیری شود، تمام اطلاعات راجع به ویژگی‌های پس‌پراکنش هدف، برای آن فرکانس و زاویه برخورد در دسترس است [۲۱].

وضعیت پلاریزاسیون یک موج الکترومغناطیس به کمک نسبت پلاریزاسیون ρ که عددی مختلط است مشخص می‌شود. این پارامتر نسبت میدان الکتریکی در دو حالت پلاریزاسیون عمودی و افقی است که از رابطه (۲) محاسبه می‌شود [۲۲].

$$\rho = \frac{E_v}{E_h} = \frac{a_v}{a_h} \exp[j(\delta_v - \delta_h)] \quad (2)$$

در معادله فوق، (δ_h, δ_v) فاز و (α_h, α_v) دامنه موج‌های با پلاریزه افقی (h) و قائم (v) می‌باشند. این نسبت را می‌توان بر اساس پارامترهای هندسی بیضی (توجیه بیضی (φ) و میزان بیضی بودن (τ)) بیان کرد (رابطه (۳)).

$$\rho = \frac{\cos(2\tau)\sin(2\varphi) + j.\sin(2\tau)}{1 + \cos(2\tau)\cos(2\varphi)} \quad (3)$$

به کمک ماتریس تبدیل واحد $A(A^+A=1)$ که طبق رابطه (۴) بیان می‌شود، می‌توان بردار پایه پلاریزه خطی را به پایه متناظر با نسبت ρ تصویر کرد [۲۲].

$$A = \frac{1}{\sqrt{1 + \rho\rho^*}} \begin{bmatrix} 1 & \rho^* \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

در این رابطه، A^+ نشان‌دهنده ترانهاد مزدوج مختلط ماتریس A و ρ^* مزدوج مختلط ρ است. بنابراین می‌توان ماتریس پراکنش در پلاریزاسیون دلخواه متناظر با ρ را به کمک تبدیل ρ برآورد کرد [۲۲].

$$S' = ASA^{-1} \quad (5)$$

به این صورت می‌توان بازپراکنش ثبت‌شده در سنجنده در پایه پلاریزاسیون مشخص را به هر پایه دلخواه دیگر برد. برای توصیف کامل خصوصیات پراکنش می‌توان از دو ماتریس کوواریانس و همدوسی^۲ استفاده کرد که بر اساس آنالیز آماری مرتبه دوم، ماتریس پراکنش حاصل می‌شود این دو ماتریس قابل تبدیل به یکدیگرند. با متقارن در نظر گرفتن ماتریس پراکنش، ماتریس همدوسی با معادله (۶) بیان می‌شود [۲۰].

$$[T] = k_t k_t^{*T} = \quad (6)$$

$$\frac{1}{2} \begin{bmatrix} (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* & (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* & 2(S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \\ (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* & (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* & 2(S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \\ 2S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* & 2S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* & 4S_{hv}S_{hv}^* \end{bmatrix}$$

$$k_t = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{hh} + S_{vv} \quad S_{hh} - S_{vv} \quad 2S_{hv}]^T$$

² Coherency

خروجی طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا؛ و دوم، رفع حساسیت استخراج امضای پلاریمتری از روی یک پیکسل. در ادامه‌ی این مقاله و در بخش دوم، مبانی تئوری تحقیق برای تغییر پایه پلاریزاسیون ارائه شده است. در بخش سوم داده مورد استفاده و الگوریتم روش پیشنهادی معرفی شده است. نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم در بخش چهارم بررسی می‌گردد. بخش پایانی نیز مربوط به نتیجه‌گیری از این تحقیق و پیشنهادها برای تحقیقات آینده است.

۲. تئوری تحقیق

۲-۱. تغییر پایه پلاریزاسیون

برای اخذ داده پلاریمتری، سامانه‌های راداری موج پلاریزه عمودی و افقی را به سمت زمین ارسال و پراکنش بازگشتی از هدف را در کانال‌های عمودی و افقی دریافت می‌کنند. به عبارت دیگر، برای هر پیکسل مقادیر دامنه و فاز نسبی در چهار کانال dhv و vh و vv ثبت می‌گردد. یکی از روش‌های متداول، نشان دادن این مقادیر با استفاده از ماتریس پراکنش^۱ (S) می‌باشد. ماتریس پراکنش، ارتباط میدان الکتریکی تابشی و پراکنشی را مطابق معادله (۱) برقرار می‌کند [۲۰].

$$\begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix}^{sc} = \frac{e^{ikr}}{r} \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_h \\ E_v \end{pmatrix}^{ill} \quad (1)$$

$$[S] = \begin{pmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{pmatrix}$$

در این معادله، E_h و E_v معرف مؤلفه‌های افقی و قائم میدان الکتریکی، ill معرف میدان الکتریکی تابشی، sc معرف میدان الکتریکی پراکنده‌شده، r نماینده فاصله عارضه هدف تا گیرنده آنتن و k عدد موج می‌باشد و ماتریس S که از المان‌های S_{hh} ، S_{hv} ، S_{vh} و S_{vv} تشکیل شده است ماتریس پراکنش می‌باشد. المان‌های این ماتریس را اعداد مختلط تشکیل می‌دهند و حاوی اطلاعات دامنه و فاز چهار کانال ذکر شده می‌باشند.

داده پلاریمتری، پاسخ دریافتی از هدف را در یک پایه پلاریزاسیون مشخص ثبت می‌کند. یکی از قابلیت‌های مهم این داده، محاسبه بازپراکنش دریافتی در پایه‌های متفاوت است. این کار به کمک یک تبدیل ریاضی و پاسخ اولیه ثبت شده در سنجنده امکان‌پذیر است. هرگاه یک ماتریس پراکنش توسط رادار پلاریمتری

¹ Scattering Matrix

تحت عنوان مطابقت وجود دارد. نمونه آشنا از این روش، در تصاویر فراطیفی و تحت عنوان مطابقت طیفی می‌باشد که برای جستجوی یک طیف خاص در تصویر به کار می‌رود. به طور کلی روش‌های مطابقت را می‌توان به دو دسته‌ی قطعی^۳ و آماری^۴ تقسیم کرد [۲].

دسته اول بیشتر ساختار هندسی و فیزیکی طیف مجهول و مرجع را در نظر می‌گیرند و دسته دوم به نوع توزیع طیف و خصوصیات آماری آن دقت دارند. این روش‌ها تاکنون برای طبقه‌بندی و دیگر کاربردهای تصاویر فراطیفی به کار برده شده‌اند. در این مقاله الگوریتم‌های مناسب مطابقت برای طبقه‌بندی داده پلاریمتری استفاده می‌شود. از آنجایی که امضای پلاریمتری توزیع آماری خاصی ندارد روش‌های قطعی انتخاب شدند. این روش‌ها اغلب محاسبات و پیچیدگی‌های کمتری دارند؛ از جمله آنها می‌توان به روش نشان همبستگی طیفی^۵ (SCM) اشاره کرد. این روش به نوعی میزان شباهت بین طیف هدف و طیف‌های مرجع را به کمک ضریب همبستگی پواسون نشان می‌دهد. با در نظر گرفتن فاصله‌های یک درجه در پایه پلاریزاسیون‌های مشخص برای ($0 < \phi < 180$) و ($-45 < \tau < 45$) امضای پلاریمتری ماتریس دوبعدی است با ابعاد 90×180 . البته برای کاهش حجم محاسبات می‌توان این فاصله‌ها را 5 درجه در نظر گرفت که در این صورت ابعاد ماتریس امضای پلاریمتری 19×37 می‌شود. برای ساده‌سازی محاسبات، ماتریس دوبعدی را می‌توان به صورت ستونی درآورد که در این صورت برداری با اندازه 703 امضای پلاریمتری را نشان می‌دهد. میزان تشابه و همبستگی بین دو امضای پلاریمتری (P_1 و P_2) به کمک رابطه (۹) محاسبه می‌شود [۲۴].

$$SCM = \frac{n \sum P_1 P_2 - \sum P_1 \sum P_2}{\sqrt{[n \sum P_1^2 - (\sum P_1)^2][n \sum P_2^2 - (\sum P_2)^2]}} \quad (9)$$

$n=703$ تعداد پایه‌های پلاریزاسیون می‌باشد. میزان SCM بین ۱- تا ۱+ متغیر است. میزان ۱+ همبستگی ۱۰۰ درصدی مثبت را نشان می‌دهد و در مقابل ۱- میزان همبستگی ۱۰۰ درصدی منفی را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر، در حالت ۱- دو امضای پلاریمتری کاملاً در مقابل یکدیگرند و کمترین شباهت را دارند. بنابراین در بحث تعیین میزان انطباق امضای پلاریمتری کلاس مرجع با امضای سایر پیکسل‌های مجهول، هر قدر میزان همبستگی بیشتر باشد، میزان انطباق بیشتر است. برای کمک به محاسبات بعدی به کمک تبدیل زیر می‌توان بازه [۰ ۱] را برای همبستگی به دست آورد.

در این معادله، * نشانگر مزدوج مختلط، معادله k_i بردار هدف^۱ و حاوی پارامترهای پائولی است و T ماتریس همدوسی می‌باشد. ماتریس همدوسی ارتباط مستقیمی بین مشاهدات راداری و خصوصیات فیزیکی اهداف مختلف ایجاد می‌کند [۲۰].

برای تغییر پایه پلاریزاسیون ماتریس‌های کوواریانس و همدوسی، از ماتریس تبدیل B طبق رابطه (۷) استفاده می‌شود [۲۱].

$$B(\rho) = \frac{1}{1 + \rho\rho^*} \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{2}\rho & \rho^2 \\ \sqrt{2}\rho^* & 1 - \rho\rho^* & \sqrt{2}\rho \\ \rho^{*2} & \sqrt{2}\rho^* & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

به کمک ماتریس تبدیل B و رابطه (۸) ماتریس کوواریانس یا همدوسی در پایه پلاریزاسیون دلخواه متناظر با نسبت ρ برآورد می‌گردد.

$$T' = BTB^* \quad (8)$$

این تبدیل، اساس روش پیشنهادی این مقاله جهت تولید امضای پلاریمتری برای ویژگی‌های مختلف پلاریمتری می‌باشد.

۲-۲. امضای پلاریمتری

نمایش گرافیکی پاسخ هدف به عنوان تابعی از پلاریزاسیون‌های انتشار یافته و پراکنش شده، امضای پلاریمتری نام دارد [۱۹، ۲۳]. اولین مفهوم ارائه شده برای امضای پلاریمتری تنها برای توان پراکنش یافته می‌باشد. توان پراکنش یافته می‌تواند به عنوان تابعی از ϕ و τ موج پراکنش یافته و موج منتشر شده تعیین گردد. اما این‌ها متغیرهای مستقل بسیار زیادی را شامل می‌شوند. برای ساده سازی این نمایش، پلاریزاسیون‌های امواج پراکنش یافته یا همسان با پلاریزاسیون امواج انتشار یافته یا عمود بر آن در نظر گرفته می‌شود. انتخاب این ترکیب پلاریزاسیون‌ها منجر به محاسبه پاسخ هدف و نمایش آن‌ها در دو رویه با نام‌های امضای پلاریمتری Co-pol و Cross-pol می‌گردد. این دو امضا نمایانگر همه ترکیب پلاریزاسیون‌های ارسالی - دریافتی نمی‌باشد ولی فرم مفیدی از نمایش ویژگی‌های پس پراکنش هدف را ارائه می‌کنند. همان‌طور که در مقدمه بیان شد یکی از اهداف این تحقیق، گسترش این مفهوم بر روی ویژگی‌های دیگر استخراجی از داده پلاریمتری می‌باشد.

۳-۲. روش‌های تعیین میزان مطابقت

برای شناسایی الگو^۲ به منظور جستجوی یک مشخصه خاص در تصویر و یا به عبارت دیگر، جستجوی کتابخانه‌ای، روش‌های متفاوتی

³ Deterministic

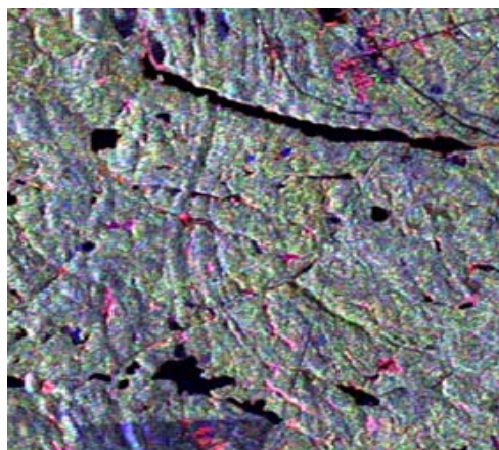
⁴ Stochastic

⁵ Spectral Correlation Mapper (SCM)

¹ 3-D k_i target vector or Pauli feature vector

² Pattern Recognition

صنوبر سیاه (Sb)، کاج سفید (Pw)، منطقه شهری (Ur)، آب (Wa) و پوشش گیاهی (GV) با توجه به نقشه‌های موجود در منطقه، تفسیر عکس‌های هوایی، تصاویر ماهواره لندست و بازدیدهای زمینی صورت گرفته است. شکل ۱ تصویر سنجنده رادارست-۲ با ترکیب رنگی قرمز: |hh-vv|، سبز: |hv| و آبی: |hh+vv| و شکل ۲ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه در گوگل ارث^۵ را نشان می‌دهد.



شکل ۱. تصویر ترکیب رنگی رادارست-۲ (۱۰۰۰×۱۰۰۰ پیکسل)



شکل ۲. تصویر منطقه مورد مطالعه از گوگل ارث

۳-۲. الگوریتم روش پیشنهادی

روش پیشنهادی این مقاله برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری، روش شیء‌مبنا و دانش‌مبنا می‌باشد. روش طبقه‌بندی شیء‌مبنا است به این معنا که قبل از شروع فرآیند طبقه‌بندی، پیکسل‌های مشابه در همسایگی یکدیگر به کمک روش قطعه‌بندی یک عارضه را تشکیل می‌دهند و در ادامه طبقه‌بندی به‌جای پیکسل‌ها، بر روی این قطعات انجام می‌شود. همچنین در این مقاله، روشی دانش‌مبنا در طبقه‌بندی داده پلاریمتری ارائه می‌شود. همانند سایر روش‌های دانش‌مبنا روش پیشنهادی این مقاله نیز شامل دو مرحله کلی است.

⁵ Google Earth

$$NSCM = 0.5(SCM + 1) \quad (10)$$

معیار دیگری که در این تحقیق در نظر گرفته شد فاصله اقلیدسی^۱ (ED) است. فاصله اقلیدسی یکی از معروف‌ترین فواصل اندازه‌گیری است که در کاربردهای مختلف قابل استفاده است. فاصله اقلیدسی بین دو امضای پلاریمتری که هرکدام با ماتریس‌های (P_1 و P_2) در نظر گرفته می‌شوند، به کمک رابطه (۱۱) به‌دست می‌آید [۲۵].

$$ED(P_1, P_2) = \sqrt{\sum (P_1 - P_2)^2} \quad (11)$$

برای نرمال‌سازی فاصله اقلیدسی هم می‌توان ابتدا هریک از بردارها را نرمال کرد [۲۶].

$$P^x = \frac{P}{\bar{P}} \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)، \bar{P} مقدار میانگین P می‌باشد. حال فاصله اقلیدسی نرمال‌شده به کمک رابطه (۱۳) به‌دست می‌آید.

$$NED(P_1, P_2) = ED(P_1^x, P_2^x) \quad (13)$$

دو معیار فوق (یکی شباهت رفتاری (همبستگی) و دیگری تفاوت سطوح (فاصله اقلیدسی)) در بررسی، امضای پلاریمتری مرجع و پیکسل مجهول را نشان می‌دهد. از این‌رو می‌توان گفت ترکیب این دو معیار می‌تواند اطلاعات جامعی از میزان مطابقت دو امضای مورد بررسی ارائه دهد.

۳. مواد و روش‌ها

۳-۱. داده مورد استفاده

در این تحقیق از سه دسته داده استفاده شده است. داده‌های زمینی شامل داده‌های آموزشی و تست، داده‌های سنجنش از دوری شامل داده پلاریمتری SAR از ماهواره رادارست-۲^۲ و مدل ارتفاعی رقومی زمین جهت تصحیح هندسی. تصاویر در باند C معادل طول موج ۵/۵ سانتی‌متر در حالت FQ9 و با زاویه فرود ۲۸ تا ۲۹/۸ درجه اخذ شده است. تصاویر خام هستند و هیچ پردازشی بر روی این تصاویر صورت نگرفته است و به‌صورت تک‌منظره مختلط^۳ (SLC) می‌باشند. منطقه مورد مطالعه، یک جنگل تحقیقاتی به نام پتاواوا^۴ در یکی از ایالت‌های شرقی کانادا می‌باشد. این منطقه شامل نواحی جنگل، پوشش گیاهی، آب و منطقه شهری می‌باشد. برای انتخاب داده‌های آموزشی و تست از اطلاعات زمینی و تصویر هوایی منطقه نیز استفاده شده است. این کار برای شش کلاس بلوط قرمز (Or)،

¹ Euclidian Distance (ED)

² RADARSAT-2

³ Single Look Complex (SLC)

⁴ Petawawa

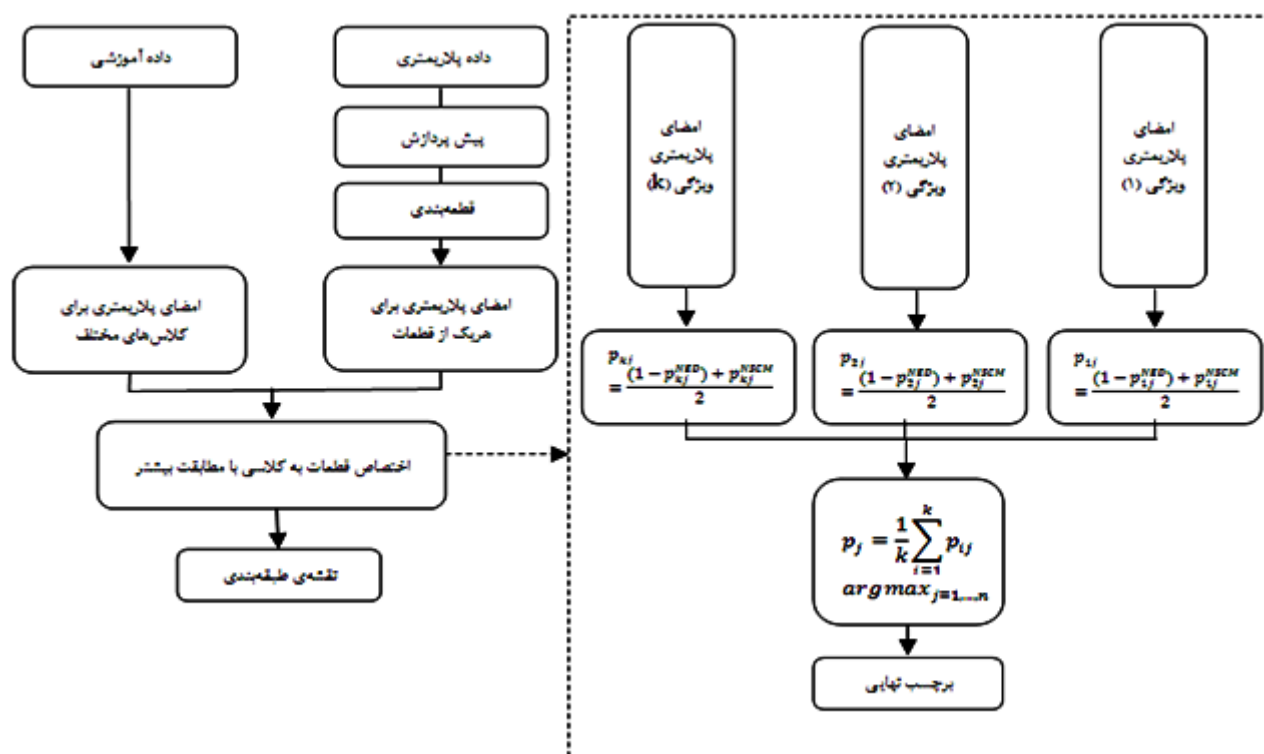
می‌باشد. این کار بدون هیچ میانگین‌گیری بر روی پیکسل‌ها و با فرض تئوری معکوس‌پذیری هدف ($S_{HV}=S_{VH}$) انجام می‌شود. پس از استخراج ماتریس هم‌دوسی برای کاهش نویز لکه^۲ در داده، از فیلتر Box.car با ابعاد 7×7 استفاده شد. این فیلتر به دلیل نوع منطقه مورد مطالعه که لبه‌های حساسی در کلاس‌ها وجود ندارد، انتخاب گردید. ابعاد فیلتر نیز برای برآورد بهتر پارامترهای ناهمبسته نسبتاً بزرگ در نظر گرفته شد. برای زمین مرجع کردن و همچنین تصحیح هندسی داده، از نرم‌افزار ASF Map ready، اطلاعات مداری و مدل ارتفاعی رقومی منطقه استفاده شد.

برای قطعه‌بندی داده، روش چندمقیاسه با نرم‌افزار eCognition Developer انتخاب شد [۲۷]. این روش با ۳ پارامتر مقیاس^۳، فشردگی^۴ و شکل^۵ کنترل می‌شود. این سه معیار می‌توانند شرایط مناسبی برای قطعه‌بندی داده پلاریمتری که وضعیت دیداری مناسبی ندارد و همچنین منطقه جنگلی که مرزها نظم خاصی ندارند، ایجاد کنند. در قسمت نتایج، آزمایش‌های مختلف بر روی پارامترهای قطعه‌بندی برای دستیابی به نتیجه دلخواه آمده است.

گام سوم در روش پیشنهادی، استخراج امضای پلاریمتری برای

(۱) استخراج دانش مرجع برای هر کلاس و (۲) طبقه‌بندی تمام داده بر اساس این دانش مرجع. دانش مربوط به هر کلاس به کمک امضای پلاریمتری ویژگی‌های مختلف برای هر کلاس استخراج می‌شود. هر عارضه به کلاسی که بیشترین شباهت را در امضای پلاریمتری دارد تعلق پیدا می‌کند. مراحل کلی روش در شکل ۳ آمده است. این مراحل در ۵ بخش کلی قرار دارند. بخش اول: پیش‌پردازش داده پلاریمتری، بخش دوم: قطعه‌بندی داده، بخش سوم: استخراج امضای پلاریمتری برای کلاس‌های مرجع و قطعه‌های مجهول، بخش چهارم: به‌کارگیری روش‌های تطابق بین امضای کلاس مرجع و قطعه مجهول و بخش پنجم: طرح طبقه‌بندی و ارزیابی نتایج طبقه‌بندی می‌باشد.

جهت آماده‌سازی و آنالیزهای اولیه داده پلاریمتری، از نرم‌افزار POLSAR pro.4.2 استفاده شد. داده خام ورودی شامل مقادیر شدت رسیده به سنجنده می‌باشد. کمیت مورد علاقه برای طی آنالیزهای بعدی، مقدار شدت دریافتی به شدت ارسالی نسبت به سطح زمین می‌باشد. به این منظور از داده خام، پارامتر سیگمای خنثی^۱ (σ^0)، استخراج شد. مرحله بعد، استخراج ماتریس هم‌دوسی است، که برای استخراج پارامترهای تجزیه و طبقه‌بندی مورد نیاز



شکل ۳. مراحل کلی روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتری

² Speckle

³ Scale

⁴ Compactness

⁵ Shape

¹ Sigma-nought

در این رابطه p_{ij} میزان مطابقت امضای پلاریمتری، ویژگی i در یک قطعه را به همان امضای پلاریمتری در کلاس k نشان می‌دهد. m و k نیز به ترتیب تعداد امضاها و تعداد کلاس‌های مورد نظر می‌باشد.

مرحله دوم تلفیق به کمک رابطه (۱۴) انجام می‌شود. به عبارت دیگر، میانگینی از طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف نشان‌دهنده احتمال نهایی است. کلاس با بیشترین احتمال برنده می‌باشد.

$$p_j = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p_{ij}, \quad (14)$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, m; \arg \arg \max_{j=1, \dots, m} p_j$$

در این رابطه، p_j احتمال نهایی تعلق یک قطعه به کلاس j است.

۴. پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

۴-۱. طبقه‌بندی داده پلاریمتری

طبقه‌بندی بر روی داده پلاریمتری پیش‌پردازش شده به کمک نرم‌افزار eCognition Developer انجام می‌شود. تصویر ورودی طبقه‌بندی باید یک ترکیب رنگی مناسب از ویژگی‌های استخراجی باشد. تصویر تجزیه ۳مؤلفه‌ای فریمن، ون زیل و پائولی در تحقیقات اخیر مورد استفاده بوده است. با توجه به نتایج مناسب [۱۵] در این مقاله ورودی طبقه‌بندی، تصویر ترکیب رنگی پائولی انتخاب گردید. انتخاب پارامترهای مناسب نیز یکی دیگر از مسائل مهم در طبقه‌بندی است. مقدار فشردگی با توجه به عوارض موجود در تصویر انتخاب می‌شود. از آنجایی که منطقه مورد نظر به جز قسمت کوچکی بیشتر جنگلی است و نظم خاصی در قطعات و عوارض دیده نمی‌شود تأثیر این پارامتر کم و برابر ۰/۲ در نظر گرفته شد. مقدار شکل رابطه معکوس با میزان تأثیر رنگ دارد؛ از این رو مقدار شکل نیز در نرم‌افزار ۰/۰۸ در نظر گرفته شد تا سهم بیشتری در شباهت پیکسل‌های یک قطعه به رنگ که در داده پلاریمتری به معنای پراکنش است، اختصاص داده شود.

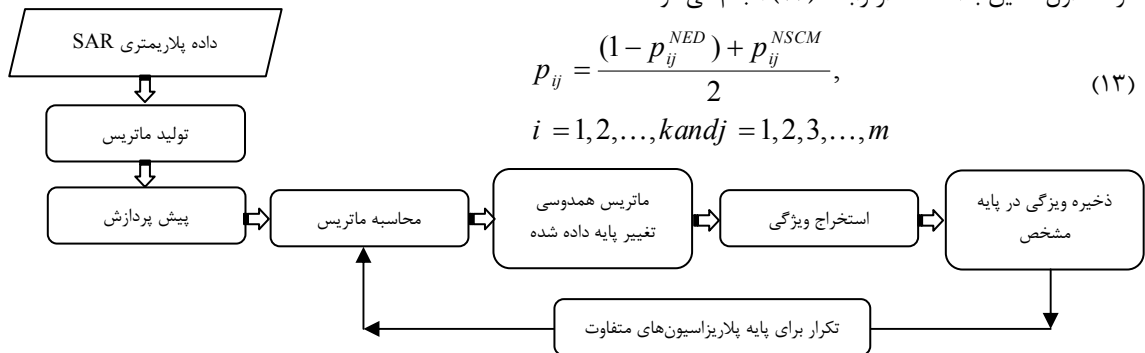
ویژگی‌های مختلف است. این روش برای اولین بار در این مقاله مطرح می‌گردد. رفتار یک ویژگی خاص نسبت به تغییر پایه پلاریزاسیون استخراج و به صورت گرافیکی به کمک دستگاه مختصاتی با محورهای x و y به عنوان میزان بیضی بودن (τ) و مقدار زاویه توجیه بیضی (ϕ) و محور Z برای ویژگی مورد نظر موج پراکنش یافته، نمایش داده می‌شود. این فرآیند مقدار یک ویژگی در پایه پلاریزاسیون مشخص را به یک ماتریس دوبعدی که مقادیرش مربوط به پلاریزاسیون‌های مختلف است تبدیل می‌کند. مراحل کلی رسیدن به امضای پلاریمتری یک ویژگی در شکل ۴ آمده است.

فرآیند کلی بر مبنای تغییر پایه پلاریزاسیون ماتریس همدوسی و کوواریانس استوار است. با هر بار تغییر پایه، مقدار ویژگی برای آن پایه پلاریزاسیون برآورد می‌گردد. امضای پلاریمتری یک ویژگی خاص یک‌بار برای میانگینی از داده‌های آموزشی هر کلاس (دانش مرجع) و بار دیگر برای هر قطعه مجهول استخراج می‌گردد. مطابق آنچه در بخش ۲-۱ گفته شد، ماتریس تبدیل به کمک پارامترهای هندسی بیضی در پایه پلاریزاسیون دلخواه و با رابطه (۳) محاسبه می‌شود. به این ترتیب می‌توان ماتریس همدوسی در پایه پلاریزاسیون جدید را به کمک رابطه (۷) و (۸) به دست آورد. گام بعدی، استخراج ویژگی‌های مورد نظر در پایه پلاریزاسیون جدید و با ماتریس همدوسی جدید است.

گام مهم روش پیشنهادی، استفاده از الگوریتم‌های مطابقت معرفی شده برای تعیین میزان انطباق امضاها پلاریمتری قطعه‌های مجهول نسبت به دانش مرجع است. در این مرحله، هر امضای پلاریمتری درجه‌ای از مطابقت را به کمک دو معیار مطابقت (NED, NSCM) برای یک قطعه مشخص می‌کند. برای برآورد برچسب نهایی آن قطعه نیاز به تلفیق این مقادیر در دو مرحله داریم. مرحله اول: تلفیق دو معیار مطابقت (NED, NSCM) در هر امضا و مرحله دوم: تلفیق مقدار به دست آمده از تلفیق قبلی برای تمام امضاها. طرح تلفیق مورد نظر برای روش پیشنهادی در سمت راست شکل ۳ آمده است. همان‌طور که در این الگوریتم مشخص است، مرحله اول تلفیق با استفاده از رابطه (۱۳) انجام می‌شود.

$$p_{ij} = \frac{(1 - p_{ij}^{NED}) + p_{ij}^{NSCM}}{2}, \quad (13)$$

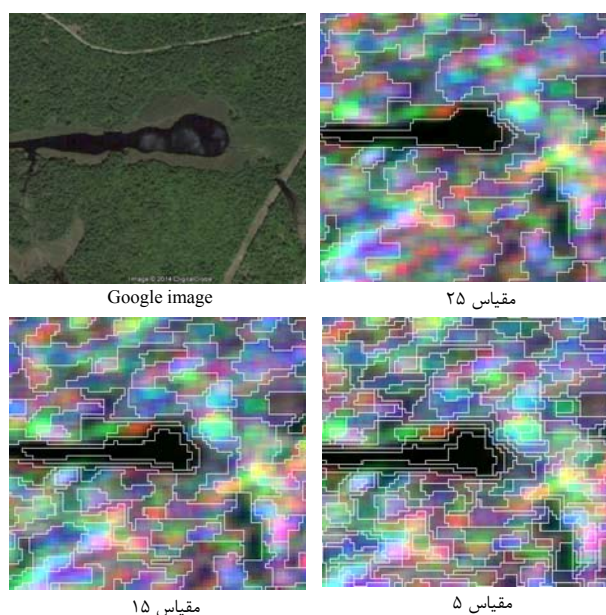
$$i = 1, 2, \dots, k \text{ and } j = 1, 2, 3, \dots, m$$



شکل ۴. مراحل استخراج امضای پلاریمتری برای یک ویژگی پلاریمتری

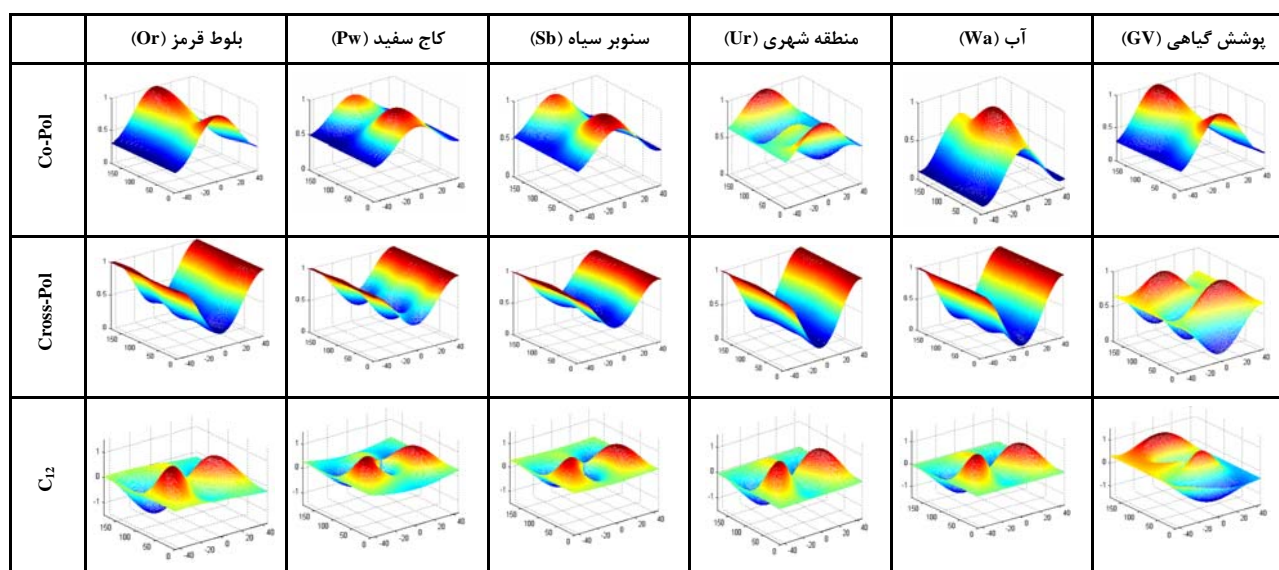
۴-۲. استخراج امضای پلاریمتری کلاس‌های مرجع

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد امضای پلاریمتری که تاکنون در تحقیقات مورد توجه بوده امضاهای پلاریمتری Co-Pol و Cross-Pol بوده است که مقدار توان دریافتی سنجنده را در پلاریزاسیون‌های مختلف نشان می‌دهد. در این مقاله حجم وسیعی از ویژگی‌های داده پلاریمتری همچون روش‌های مختلف تجزیه هدف، تفکیک‌کننده‌های SAR^۱ و المان‌های اصلی که نزدیک به صد ویژگی را شامل می‌شود، مورد بررسی قرار گرفت. این آزمایش بر روی ویژگی‌های مختلف، نتایج متفاوتی را ارائه داد. برخی ویژگی‌ها پاسخ معناداری در برابر تغییر پایه پلاریزاسیون ندارند مانند روش‌های تجزیه مدل پایه. درحالی‌که امضای پلاریمتری برخی دیگر که ارتباط مستقیمی با ماتریس همدوسی دارند، مفاهیم فیزیکی بیشتر و جدیدی را ارائه می‌دهند. نهایتاً پس از بررسی ۲۹ امضای پلاریمتری معنادار از ۱۰۰ ویژگی استخراج گردید. در صورتی که مقدار ویژگی با تغییر پایه پلاریزاسیون عوض می‌شود می‌توان گفت امضای آن ویژگی معنی‌دار است. ویژگی‌هایی که جزء این ۲۹ ویژگی نیستند، با تغییر پایه پلاریزاسیون مقدار آن‌ها تغییر نمی‌کند و شکل امضای آن‌ها سطح یکنواخت می‌شود. جزئیات ویژگی‌های استفاده‌شده در جدول ۱ آمده است. این امضاها در چهار دسته کلی قرار می‌گیرند. دسته اول، امضاهای پلاریمتری که از ویژگی‌هایی که مستقیماً از داده اصلی استخراج می‌شوند؛ دسته دوم، امضاهای پلاریمتری از پارامترهای مختلف حاصل از روش‌های تجزیه؛ دسته سوم، امضاهای پلاریمتری پارامترهایی که به کمک روابط جبری از المان‌های داده اصلی به دست می‌آیند که اصطلاحاً به آنها تفکیک‌کننده‌ها گفته می‌شود؛ دسته چهارم، همان امضاهای



شکل ۵. نتایج قطعه‌بندی تصویر در مقیاس‌های متفاوت در قسمتی از تصویر

پارامتر کلیدی در این قطعه‌بندی، مقیاس است که اندازه قطعات را تعیین می‌کند. اندازه قطعات نباید به حدی کوچک باشد که ما را از هدف خود یعنی پوشش مشکلات طبقه‌بندی پیکسل‌مبنا دور کند و همچنین نباید این قطعات خیلی بزرگ باشند که در نتیجه طبقه‌بندی تأثیر خیلی زیادی داشته باشد. نتایج سه مقیاس متفاوت برای قسمتی از تصویر در شکل ۵ آمده است. مقدار مقیاس ۱۵ پس از آزمایش‌های متعدد، مقدار مناسبی تشخیص داده شد.



شکل ۶. امضای پلاریمتری سه ویژگی (Co-pol, Cross-pol, C12) برای شش کلاس مختلف (Or, Pw, Sb, Ur, Wa, GV)

^۱ SAR discriminator

روش پیشنهادی روشی ذاتاً شیء‌مبنا است و از آنجایی که محاسبه امضای پلاریمتری بر روی یک پیکسل پایدار نمی‌باشد الگوریتم پیشنهادی به صورت پیکسل‌مبنا بی‌معناست؛ بنابراین برای ارزیابی نتایج روش پیشنهادی، روش ویشارت شیء‌مبنا انتخاب شد. روش ویشارت روشی پایه‌ای در طبقه‌بندی داده‌های پلاریمتری می‌باشد که جهت ارزیابی صحت روش‌های مختلف مورد مقایسه قرار می‌گیرد. روش پیشنهادی این تحقیق، روشی نوین است که برای اولین بار اساس آن بنا گردیده است؛ به همین دلیل در این مقاله تنها به بررسی صحت روش پیشنهادی با مقایسه آن با روش شیء‌مبنای ویشارت اکتفا شده است. همچنین، ارزیابی به دو صورت تفسیری و کمی (ماتریس ابهام) به کمک داده‌های تست انجام شد. نقشه نهایی طبقه‌بندی با روش پیشنهادی و همچنین روش ویشارت شیء‌مبنا در شکل ۷ نشان داده شده است. ماتریس ابهام نیز به کمک داده‌های تست در جداول ۲ و ۳ برای دو روش ارائه شده است.

در نگاه اجمالی، افزایش حدود ۶ درصدی دقت کلی در روش پیشنهادی نسبت به روش شیء‌مبنای ویشارت را می‌توان ناشی از ۲ عامل مهم دانست. مهم‌ترین عامل، استفاده از مجموعه کامل‌تری از ویژگی‌های پلاریمتری در روش پیشنهادی است. طبقه‌بندی‌کننده ویشارت یک طبقه‌بندی‌کننده صرفاً آماری است و تنها از اطلاعات ماتریس کوواریانس استفاده می‌کند؛ اما در روش پیشنهادی، ۲۹ ویژگی مختلف به کار گرفته شد که هر یک از منظر خاصی خصوصیات فیزیکی هدف را نشان می‌دهند. عامل دوم، استفاده از امضای پلاریمتری هر ویژگی در روش پیشنهادی است. استفاده از اطلاعات کامل در پلاریزاسیون‌های متفاوت توانسته جزئیات بیشتری از هدف را مشخص کند و موجب تمایز بیشتر کلاس‌ها شده است.

هر دو روش در کلاس‌های Wa و GV عملکردی مطلوب و یکسان دارند چراکه این دو کلاس به لحاظ ساختاری متفاوت از بقیه کلاس‌ها هستند و پیچیدگی زیادی ندارند. مطابق جدول ۲ و

پلاریمتری است که قبلاً معرفی شدند که (Co-pol و Cross-pol) برای تحلیل بیشتر، قبل از آغاز فرآیند طبقه‌بندی، جزئیات برخی از این امضاها مورد بررسی قرار گرفت. امضای پلاریمتری Co-Polarized، Cross-Polarized و المان ماتریس کوواریانس C۱۲ در شکل ۶ آمده است. رفتارهای متفاوت هر یک از امضاها نشان می‌دهد هر یک از این امضاها اطلاعات خاصی را ارائه می‌دهند. به‌طورکلی این امضاها پاسخ و رفتار هدف را در برابر تغییر پایه پلاریزاسیون نشان می‌دهند. در این صورت کلاس‌هایی با ساختارهای هندسی و فیزیکی متفاوت، تمایز بیشتری نسبت به دیگر کلاس‌ها پیدا می‌کنند. برای مثال کلاس منطقه شهری اهداف متنوع با زوایای توجیه متفاوتی را شامل می‌شود. از این رو در برابر تغییر پلاریزاسیون، رفتار متفاوتی در مقایسه با کلاسی همچون پوشش گیاهی یا گونه‌های درختی ارائه می‌دهد. البته این رفتار متناسب با مفاهیم امضای همان ویژگی خواهد بود. به عبارت دیگر، در یک امضا شاید دو کلاس مشابه و در امضای دیگر متفاوت باشند. بنابراین با کنار هم قرار دادن این امضاها و مقایسه رفتارها، حتی کلاس‌های بسیار نزدیک همچون گونه‌های جنگلی قابل تمایز خواهند بود.

۴-۳. نتایج طبقه‌بندی

الگوریتم طبقه‌بندی بر روی زیرتصویری با ابعاد ۱۰۰۰×۱۰۰۰ پیکسل از داده پیاده‌سازی شد. در گام اول امضاها پلاریمتری، ویژگی‌های مختلف که در بخش (۴-۲) مورد بررسی قرار گرفت برای دو گروه محاسبه شد: (۱) قطعات حاصل از مرحله قطعه‌بندی در داده (۲) میانگینی از داده‌های آموزشی در هر کلاس. در گام بعدی به کمک الگوریتم‌های مطابقت، میزان تشابه امضاها پلاریمتری هر یک از قطعات با امضاها پلاریمتری کلاس‌های مختلف اندازه‌گیری شد. گام نهایی نیز تلفیق احتمالات و در نهایت، تصمیم‌گیری برای برچسب کلاس می‌باشد.

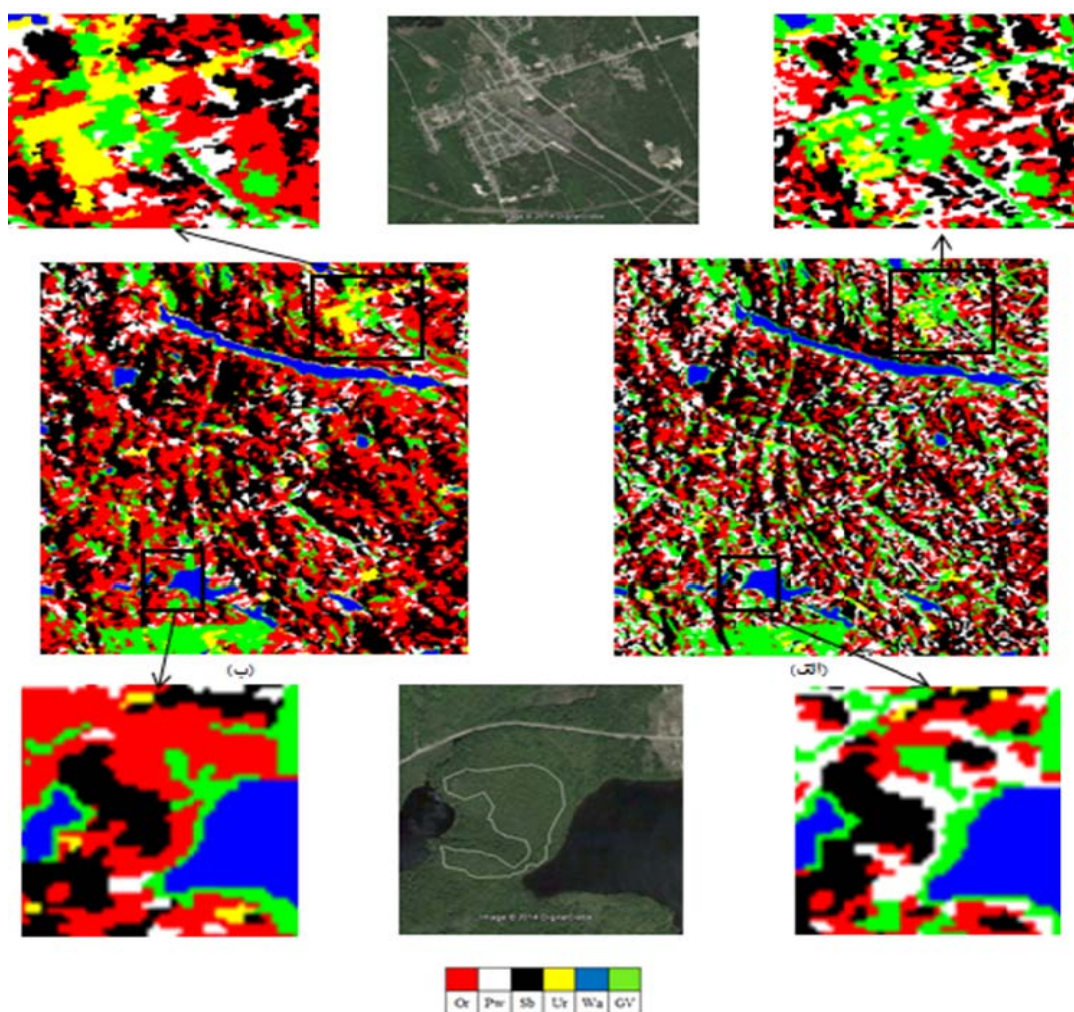
جدول ۱. ویژگی‌های پلاریمتری مورد استفاده در طبقه‌بندی		
گروه ویژگی	نام ویژگی	تعداد امضاها حاصل شده
ویژگی‌های اصلی	المان‌های ماتریس هم‌دوسی (T ₁₁ , T ₂₂ , T ₃₃ , T ₁₂ , T ₁₃ , T ₂₃)	۶
	المان‌های ماتریس کوواریانس (C ₁₁ , C ₃₃ , C ₁₂ , C ₁₃ , C ₂₃)	۵
روش‌های تجزیه هدف	پانولی (α, β, γ)	۳
	کروگاکر (K _s , K _d , K _v)	۳
	ون زیل (λ ₁ , λ ₂ , λ ₃ , Δ)	۴
تفکیک‌کننده‌های SAR	ضرایب همبستگی مختلط (ρ _{hh-vv} , ρ _{hh-hv} , ρ _{vv-hv})	۳
	نسبت غیرپلاریزه شده (d)	۱
	نسبت پلاریزاسیون (R _{co} , R _{cross})	۲
امضای پلاریمتری توان	co-polarized	۱
	cross-polarized	۱
مجموع تعداد امضاها به دست آمده		۲۹

نسبتاً خوبی با روش پیشنهادی در مقایسه با روش ویشارت برای این کلاس‌ها ارائه شده است.

از آنجایی که در داده‌های سنجنش از دوری معمولاً عوارض بیش از یک پیکسل را تشکیل می‌دهند، استفاده از اطلاعات همسایگی می‌تواند دانش صحیحی را به فرآیند طبقه‌بندی اضافه کند. در طبقه‌بندی گونه‌های بسیار نزدیک درختی نیز این نکته صادق است. تکیه بر اطلاعات یک پیکسل نمی‌تواند دقت مطلوبی را برای کلاس‌های جنگل ارائه دهد. در روش پیشنهادی، روش شی‌مبنا دانش همسایگی را با طبقه‌بندی همراه می‌کند.

جدول ۳ دقت کلاس Ur در روش پیشنهادی نزدیک ۹۴ درصد است که حدود ۱۱ درصد بهتر از روش شی‌مبنای ویشارت است. مطابق شکل ۷ امضای پلاریمتری کلاس Ur بسیار متفاوت از سایر کلاس‌ها است. این مهم‌ترین عامل موفقیت روش پیشنهادی در طبقه‌بندی کلاس Ur است. این نکته را به صورت بصری نیز می‌توان در شکل ۷ مشاهده کرد. قطعات زیادی در منطقه شهری به صورت اشتباه در روش شی‌مبنای ویشارت به کلاس Gv تعلق پیدا کرده است.

عملکرد روش پیشنهادی در کلاس‌های جنگل نیز بسیار بهتر از روش ویشارت است. دقت‌های ۶۴ و ۶۵ و ۷۱ برای کلاس‌های Or، Pw و Sb در روش پیشنهادی حاصل شده است. درحالی که این دقت‌ها برای روش شی‌مبنای ویشارت ۵۷، ۵۰ و ۶۶ است. بازپراکنش گونه‌های مختلف جنگل بسیار به یکدیگر نزدیک است. نزدیکی ساختار فیزیکی آن‌ها موجب می‌شود داده پلاریمتری نیز نتواند به خوبی آن‌ها را از یکدیگر متمایز سازد. امضای پلاریمتری می‌تواند جزئیات بیشتری از هدف را نمایان سازد. از این رو دقت‌های



شکل ۷. تصویر طبقه‌بندی شده. الف) روش شی‌مبنای ویشارت؛ ب) روش پیشنهادی

طول موج بلند نظیر L و P برای مناطق جنگلی توصیه می‌گردد. این طول موج توانایی عبور از شاخ و برگ‌های سطحی را دارد و در شناسایی گونه‌های متفاوت مناسب به نظر می‌رسد. در این تحقیق از تمام امضاهای پلاریمتری ایجاد شده در طبقه‌بندی استفاده شد. به منظور انتخاب مجموعه مناسبی از ویژگی‌هایی که امضای پلاریمتری آن‌ها استخراج شده است، تحلیلی جامع بر روی آنها و استفاده از یک فرآیند انتخاب ویژگی پیشنهاد می‌گردد.

سیاسگزاری

از همکاری سازمان جنگل‌داری کانادا برای اجازه استفاده از داده RADARSAT-2 تشکر و قدردانی می‌نماییم.

۶. مراجع

- [1] S. W. Myint, P. Gober, A. Brazel, S. Grossman-Clarke, and Q. Weng, "Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery," Remote Sensing of Environment, Vol. 115, pp. 1145-1161, 2011.
- [2] S. Vishnu, R. R. Nidamanuri, and R. Bremananth, "Spectral material mapping using hyperspectral imagery: a review of spectral matching and library search methods," Geocarto International, Vol. 28, pp. 171-190, 2013.
- [3] Y. Maghsoudi, "Analysis of Radarsat-2 Full Polarimetric Data for Forest Mapping," Ph.D. dissertation, Calgary University, Calgary, The Canada, 2011.
- [4] J.-S. Lee, M. R. Grunes, and R. Kwok, "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution," International Journal of Remote Sensing, Vol. 15, pp. 2299-2311, 1994.
- [5] H. A. Zebker and J. J. Van Zyl, "Imaging radar polarimetry: A review," Proceedings of the IEEE, Vol. 79, pp. 1583-1606, 1991.
- [6] S. R. Cloude and E. Pottier, "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, Vol. 35, pp. 68-78, 1997.
- [7] A. Freeman and S. L. Durden, "A three-component scattering model for polarimetric SAR data," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, Vol. 36, pp. 963-973, 1998.
- [8] Y. Maghsoudi, M. Collins, and D. G. Leckie, "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.

جدول ۲. ماتریس ابهام طبقه‌بندی با روش پیشنهادی (امضای پلاریمتری)

	Or	Pw	Sb	Ur	Wa	GV	دقت کلاسی
Or	۴۹۶	۱۰۶	۱۱۸	۰	۰	۵۲	۲۵/۶۴
Pw	۱۲	۲۴۵	۱۰۷	۰	۰	۱۱	۳۳/۶۵
Sb	۱۵۹	۳۴	۵۵۹	۷	۰	۲۳	۴۸/۷۱
Ur	۲	۵	۱۱	۴۶۷	۰	۹	۵۳/۹۴
Wa	۰	۰	۰	۰	۸۱۰	۰	۱۰۰
GV	۱	۲۳	۱۱	۰	۰	۵۹۶	۴۵/۹۵
دقت کلی							۱۲/۸۲

جدول ۳. ماتریس ابهام طبقه‌بندی با روش شیء‌مبنای ویشارت

	Or	Pw	Sb	Ur	Wa	GV	دقت کلاسی
Or	۴۴۱	۱۴۶	۱۳۰	۱۲	۰	۴۳	۱۳/۵۷
Pw	۸۲	۱۹۱	۵۱	۷	۰	۴۴	۹۳/۵۰
Sb	۱۵۱	۶۵	۵۱۱	۲۹	۰	۱۶	۱۹/۶۶
Ur	۲	۱۸	۹	۴۱۳	۰	۵۲	۶۰/۸۰
Wa	۰	۰	۰	۰	۸۱۰	۰	۱۰۰
GV	۱۲	۲۵	۶	۱۲	۰	۵۷۶	۲۸/۹۱
دقت کلی							۳۴/۷۶

۵. نتیجه‌گیری

به‌طور کلی روش‌های طبقه‌بندی داده پلاریمتری که تاکنون ارائه شده است بر مبنای اطلاعات پلاریمتری در یک پایه پلاریزاسیون مشخص است. در این مقاله روش طبقه‌بندی بر اساس اطلاعات پلاریمتری در پایه پلاریزاسیون‌های بیشتر ارائه گردید. مبنای روش پیشنهادی، استفاده از امضای پلاریمتری است. در این مقاله امضای پلاریمتری که قبلاً برای توان دریافتی از هدف معرفی شده بود برای ویژگی‌های مختلف پلاریمتری محاسبه گردید. روش پیشنهادی، قالبی دانش‌مبنا دارد و شامل دو مرحله کلی است: ۱- استخراج دانش مرجع و ۲- استفاده از آن در طبقه‌بندی. دانش مرجع، امضاهای پلاریمتری ویژگی‌های مختلف است و همچنین طبقه‌بندی نیز به کمک روش‌های مطابقت انجام می‌شود. نتایج روش پیشنهادی در مقایسه با روش ویشارت شیء‌مبنا حدود ۶ درصد بهبود را نشان می‌دهد. به دلیل وجود اطلاعات فیزیکی بیشتر و جزئیات بیشتری که از پلاریزاسیون‌های بیشتر آشکار شد، بهبود دقت در کلاس‌های جنگل محسوس‌تر بود. امضای پلاریمتری وابسته به شکل هندسی و ساختار فیزیکی اهداف است. از این‌رو استفاده از امضای پلاریمتری در کلاسی مانند منطقه شهری که ساختار هندسی مصنوعی و ناهنجارتری دارد در برابر سایر کلاس‌ها بسیار کارآمدتر خواهد بود.

به‌منظور بهبود نتایج روش پیشنهادی در طبقه‌بندی داده پلاریمتری در مناطقی با پوشش جنگلی در کارهای آینده، استفاده از

- [18] A. Reigber, M. Jäger, M. Neumann, and L. Ferro-Famil, "Classifying polarimetric SAR data by combining expectation methods with spatial context," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 31, pp. 727-744, 2010.
- [19] J. J. Zyl, H. A. Zebker, and C. Elachi, "Imaging radar polarization signatures: Theory and observation," *Radio Science*, Vol. 22, pp. 529-543, 1987.
- [20] J. S. Lee and E. Pottier, *Polarimetric radar imaging: from basics to applications*. Boca Raton, FL, USA: CRC press, 2009.
- [21] K. Tragl, "Polarimetric radar backscattering from reciprocal random targets," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 28, pp. 856-864, 1990.
- [22] G. De Grandi, J.-S. Lee, D. Schuler, and E. Nezry, "Texture and speckle statistics in polarimetric SAR synthesized images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, pp. 2070-2088, 2003.
- [23] A. Vyas and M. B. Sashtrib, "SAR polarimetric signatures for urban targets-polarimetric signature calculation and visualization", in *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, pp. 535-540.
- [24] F. Van Der Meer and W. Bakker, "CCSM: Cross correlogram spectral matching," *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, pp. 1197-1201, 1997.
- [25] J. C. Gower, "Properties of Euclidean and non-Euclidean distance matrices," *Linear Algebra and its Applications*, Vol. 67, pp. 81-97, 1985.
- [26] S. A. Robila and A. Gershman, "Spectral matching accuracy in processing hyperspectral data," in *International Symposium on Signals Circuits and Systems, ISSCS 2005*, 2005, pp. 163-166.
- [27] M. Baatz, U. Benz, S. Dehghani, M. Heynen, A. Holtje, P. Hafmann, et al., "eCognition Professional: User Guide 4 (Munich, Germany: Definiens Imaging)," 2004.
- [9] C. Lardeux, P.-L. Frison, C. Tison, J.-C. Souyris, B. Stoll, B. Fruneau, et al., "Support vector machine for multifrequency SAR polarimetric data classification," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 47, pp. 4143-4152, 2009.
- [10] C. Lardeux, P.-L. Frison, J.-P. Rudant, J.-C. Souyris, C. Tison, and B. Stoll, "Use of the SVM classification with polarimetric SAR data for land use cartography," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2006.*, pp. 493-496, 2006.
- [11] C.-T. Chen, K.-S. Chen, and J.-S. Lee, "The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of SAR images," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 41, pp. 2089-2100, 2003.
- [12] T. Ince, S. Kiranyaz, and M. Gabbouj, "Evolutionary RBF classifier for polarimetric SAR images," *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, pp. 4710-4717, 2012.
- [13] M. Salehi, M. R. Sahebi, and Y. Maghsoudi, "Improving the Accuracy of Urban Land Cover Classification Using PolSAR Data and ," *Radar Journal*, Vol. 2, pp. 45-56, 2013, In Persian.
- [14] M. Salehi, M. R. Sahebi, and Y. Maghsoudi, "Improving the Accuracy of Urban Land Cover Classification Using Radarsat-2 PolSAR Data," *IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens.*, Vol. 7, No. 4, pp. 1394-1401, Apr. 2014.
- [15] Z. Qi, A. G.-O. Yeh, X. Li, and Z. Lin, "A novel algorithm for land use and land cover classification using RADAR-SAT-2 polarimetric SAR data," *Remote Sensing of Environment*, Vol. 118, pp. 21-39, 2012.
- [16] A. Dargahi, Y. Maghsoudi, A. Abkar, "Unsupervised Classification of Polarimetric SAR Images Using Scattering Mechanisms and Markova Random Fields", *Radar Journal*, Vol. 1, pp. 15-26, 2013, In Persian.
- [17] Y. Wu, K. Ji, W. Yu, and Y. Su, "Region-based classification of polarimetric SAR images using Wishart MRF," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 5, pp. 668-672, 2008.

Classification of Polarimetric Synthetic Aperture Radar Data Using Polarimetric Signatures

M. Jafari^{1*}, Y. Maghsoudi, M. J. Valadan zoej

***K. N. Toosi University of Technology**

(Received: 04/05/2014, Accepted: 09/09/2014)

Abstract

Polarimetric Synthetic Aperture Radar (PolSAR) data classification methods, which are proposed in various studies, using the information of one polarization base only. In this paper a new method is presented for classification of polarimetric SAR data is presented that this method can use more than one polarization base information. The proposed method is based on polarimetric signatures. In this study, in addition to the polarimetric power signatures, polarimetric signatures were introduced for various PolSAR features were introduced. As the other knowledge-based classification methods, the proposed presented method has two steps. First, extracting reference knowledge and second, classification of data using reference knowledge. Polarimetric signatures for various PolSAR features were used for extracting reference knowledge. Also, pattern recognition matching algorithms were used for classification. To the produce of polarimetric signatures in the segments and to avoid the noisy output, the object-based method was used. A Radarsat-2 image of Petawawa forest area was chosen for this study. According to the results, in comparison to the accuracy of wishart classifier which is 76.34 percent, the accuracy of proposed offered method is 82.12. The accuracy of forest species had a significant improvement in the proposed suggested method. The method was successful because of three major factors: fFirst, using a more complete set of polarimetric features., Ssecondly, increasing the feature information using polarimetric signatures, and thirdly, employing contextual information in an object-oriented method.

Keywords: Land Covers Classification, Polarimetric Synthetic Aperture Radar data, Polarimetric Signature, Object-Oriented Classification, Knowledge Based Classification.