

بهینه سازی طبقه بندی کننده ی ماشین بردار پشتیبان با استفاده از الگوریتم ژنتیک به منظور طبقه بندی تصاویر پلاریمتریک راداری

رضا عطارزاده^{۱*}، جلال امینی^۲

^۱ دانشجوی دکتری سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده های فنی -

دانشگاه تهران

r.attarzadeh@gmail.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده های فنی - دانشگاه تهران

jamini@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت مهر ۱۳۹۳، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۴)

چکیده

طبقه بندی تصاویر ماهواره ای یکی از متداول ترین روش های استخراج اطلاعات از داده های سنجش از دوری می باشد. با ظهور سنجنده های مایکروویو امکان بهره برداری از اطلاعاتی متمایز از اطلاعات قابل استخراج از سنجنده های نوری فراهم آمده است. دلیل این امر امکان استفاده از ویژگی های متمایز طیف الکترومغناطیس در محدوده ی مایکروویو است که توسط سنجنده های راداری قابل برداشت می باشد. در این بین تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه مصنوعی به دلیل نمایش رفتار عوارض مختلف در مواجهه با قطبش های متفاوت میدان الکترومغناطیس، حاوی اطلاعات ارزشمندی به منظور طبقه بندی پدیده های مختلف می باشند. امروزه با استفاده از الگوریتم های تجزیه هدف امکان استخراج طیف وسیعی از ویژگی ها از تصاویر پلاریمتریک رادار فراهم آمده است. در این مقاله سعی شده است تا در ابتدا نسبت به استخراج این ویژگی ها در سه گروه ویژگی های عمومی، ویژگی های استخراج شده از روش های تجزیه هدف و توصیف گرهای SAR اقدام شود. در ادامه از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به منظور طبقه بندی تصویر پلاریمتریک استفاده شده است. در این مطالعه از الگوریتم ژنتیک به منظور محاسبه پارامترهای کرنل و کاهش ابعاد فضای ویژگی و انتخاب ویژگی های بهینه استفاده شده است. در این تحقیق نشان داده می شود که تنظیم پارامترهای کرنل و انتخاب ویژگی های بهینه به صورت همزمان منجر به افزایش دقت طبقه بندی نسبت به حالتی است که فرآیند محاسبه پارامترهای کرنل و انتخاب ویژگی های بهینه به صورت مجزا صورت می پذیرد. همچنین به منظور مقایسه عملکرد طبقه بندی کننده ماشین بردار پشتیبان همراه با الگوریتم ژنتیک از سه استراتژی مختلف و الگوریتم طبقه بندی شیء مبنا نیز استفاده گردید. این نوع طبقه بندی امکان در نظر گرفتن اطلاعات یافت و شکل را در فرآیند طبقه بندی داده و به دلیل ایجاد اشیاء تصویری باعث کاهش تاثیر نویز اسپکل در تصویر می گردد. دقت این طبقه بندی کننده نسبت به حالتی که از روش جستجوی گرید برای محاسبه پارامترهای کرنل استفاده شده و همچنین از تمامی ویژگی های پلاریمتریک استخراج شده استفاده شده است بالاتر می باشد ولی در مقایسه با استفاده مجزا یا همزمان الگوریتم ژنتیک به منظور تنظیم پارامترها و انتخاب ویژگی از دقت پایین تری برخوردار می باشد. همانطور که در قسمت ارزیابی نتایج نشان داده می شود، رویکرد ارائه شده در این تحقیق منجر به اخذ نتایج رضایت بخشی گردیده است.

واژگان کلیدی: تصاویر پلاریمتریک، رادار روزه مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم ژنتیک، طبقه بندی شیء مبنا

۱- مقدمه

طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری یکی از مهمترین و کارآمدترین روش‌های استخراج اطلاعات می‌باشد. در این بین سنجش از دور راداری با استفاده از امواج مایکروویو و بهره‌برداری از ویژگی‌های متمایز تصویربرداری در این قسمت از طیف الکترومغناطیس، امکان استفاده از اطلاعاتی را فراهم می‌آورد که توسط سنجنده‌های نوری در دسترس نمی‌باشد [۲،۱]. اخیراً استفاده از تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه ترکیبی به دلیل نمایش رفتار عوارض مختلف در مواجهه با قطبش‌های متفاوت میدان الکترومغناطیس و از آنجا که حاوی اطلاعات ارزشمندی به منظور طبقه‌بندی پدیده‌های مختلف می‌باشد، متداول گردیده است [۲،۱]. اولین مطالعات در ارتباط با طبقه‌بندی تصاویر رادار با روزه مصنوعی به منظور استخراج اطلاعات از این نوع تصاویر توسط Saatchi et al. و Pierce et al. با در اختیار داشتن داده‌های شاتل فضایی SIR-C/X-SAR انجام شده است [۳،۴]. در ادامه با پرتاب ماهواره‌هایی چون ERS-1، ERS-2، JERS-1 و RADARSAT-1 و با توجه به امکان اخذ تصاویر در بازه‌های زمانی مشخص، استفاده از این داده‌ها به صورت گسترده‌تری دنبال گردید [۵،۶]. هرچند استفاده از این داده‌ها نیز به دلیل تک فرکانسه بودن سنجنده‌ها و داشتن ابهام در جداسازی پدیده‌های مختلف با رفتار پراکنشی یکسان در باند مورد استفاده، با مشکل مواجه گردید. ظهور سنجنده‌هایی که امکان تصویربرداری را در قطبش‌های مختلف میدان الکترومغناطیس میسر می‌ساخت، امکان فائق آمدن بر مشکلات سنجنده‌های تک فرکانسه را فراهم آورد. تحقیقات نشان می‌دهد که نتایج طبقه‌بندی تصاویر پلسار به نحو چشمگیری نسبت به تصاویر تک فرکانسه بهتر می‌باشد [۲،۷،۸]. از آن زمان و با در اختیار داشتن تصاویر پلاریمتریک سنجنده‌هایی چون ENVISAT ASAR، RADARSAT-2 و ALOS PALSAR، طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه مصنوعی به یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مهم در حوزه سنجش از دور مایکروویو مبدل گردید [۷،۹،۱۰،۱۱]. طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک به دلیل پیچیدگی اطلاعات به دست آمده از کانال‌های متعدد پلاریمتریک مساله‌ای چالش برانگیز بوده [۱۲،۱۳] و در طی سالیان گذشته روش‌های طبقه‌بندی مختلفی به

منظور طبقه‌بندی این گونه تصاویر مورد بهره‌برداری قرار گرفته است [۲،۱۴،۱۵]. در این بین استخراج ویژگی از تصاویر پلاریمتریک یکی از موضوعات مهم در ارتباط با طبقه‌بندی این تصاویر می‌باشد. از آنجا که وجود ویژگی‌های همبسته منجر به عدم انتخاب ویژگی‌های بهینه و در نتیجه کاهش دقت طبقه‌بندی می‌گردد، ویژگی‌های انتخاب شده بایستی تا حد ممکن از یکدیگر مستقل باشند. استفاده از سنجه‌های تعیین میزان جدایی پذیری می‌تواند به عنوان یکی از معیارهای مرسوم جهت انتخاب ویژگی‌های بهینه مورد استفاده قرار گیرد [۱۶]. از آنجایی که المان‌های ماتریس پراکنش تحت تاثیر رفتار عوارض مورد مطالعه می‌باشد، چندین روش تجزیه و تحلیل به منظور تشخیص ویژگی‌های پراکنش و بر مبنای ماتریس پراکنش پیشنهاد شده است [۱۷،۱۸،۱۹]. همچنین استفاده از روش‌های تجزیه هدف، به دلیل امکان استفاده از ویژگی‌های فیزیکی پدیده‌های طبیعی به طور گسترده‌ای مورد استقبال قرار گرفته است [۲۰،۲۱،۲۲،۲۳]. علاوه بر آن استفاده توأمان از اطلاعات پلاریمتریک و اینترفرومتریک منجر به بهبود نتایج طبقه‌بندی می‌گردد [۸]. همچنین در مطالعات متعددی امکان تلفیق اطلاعات فیزیکی و بافتی به منظور طبقه‌بندی تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه مصنوعی مورد مطالعه قرار گرفته است و نشان داده شده است که تلفیق این اطلاعات باعث افزایش دقت طبقه‌بندی می‌گردد [۱۵،۱]. در بعضی از تحقیقات از تئوری بیزین و توزیع مختلط ویشارت به منظور طبقه‌بندی استفاده شده [۲۴،۲۵] و اخیراً نیز مطالعه‌ای به منظور تلفیق روش‌های تجزیه هدف و طبقه‌بندی کننده ویشارت جهت انجام طبقه‌بندی نظارت نشده انجام شده است [۲۶]. شاخص‌های پلاریمتریک متعددی در رویکردهای طبقه‌بندی دیگری مانند شبکه عصبی [۲۷]، طبقه‌بندی کننده‌های سلسله مراتبی [۲۸] و طبقه‌بندی کننده‌های بر مبنای تبدیل موجک [۲۹] استفاده شده است. علاوه بر آن در بعضی از مطالعات از تلفیق توصیف‌گرهایی چون بزرگی پاسخ قطبیدگی خطی به همراه توصیف‌گرهایی چون نسبت، درجه همدوسی و ضریب تغییرات که بیانگر بافت محلی در هر کانال پلاریزیشن می‌باشد استفاده شده است [۹]. همچنین در برخی از تحقیقات نسبت به استفاده از آنالیز شیء مبنا که منجر به استفاده از اطلاعات مفهومی، مکانی و همسایگی در کنار اطلاعات فیزیکی و کاهش تاثیر نویز اسپکل می‌گردد، اقدام شده است [۳۰،۱].

۲- منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه از تصویر سنجنده RADARSAT-2 در مد Fine Quad Polarimetric با ابعاد پیکسل ۱۰ متر متعلق به قسمتی از شهر مانیل - پایتخت کشور فیلیپین - استفاده شده است. در این تصویر چهار کلاس آب، پوشش شهری متراکم، خاک بایر و پوشش گیاهی مشخص می - باشد. لازم به ذکر است تنوع کلاس ها و مکانیسم پراکنش یکسان بین کلاس های مختلف (آب - خاک بایر و پوشش شهری - پوشش گیاهی) به عنوان پارامترهایی جهت انتخاب تصویر مناسب در نظر گرفته شده است. شکل ۱ نمایش دهنده ی تصویر مورد نظر می باشد.



شکل ۱- تصویر چهارگانه پلاریمتریک منطقه مورد مطالعه با ترکیب رنگی Pauli ($B: |HH + VV|$ و $G: |HV|$, $R: |HH - VV|$)

استفاده از طبقه بندی کننده ی ماشین بردار پشتیبان نسبت به انجام طبقه بندی اقدام شده است. لازم به ذکر است در این مقاله از الگوریتم ژنتیک به منظور انتخاب ویژگی های بهینه و همچنین پارامترهای بهینه کرنل استفاده شده است. در بخش دیگری از مقاله با رویکردی شیء مبنا و با ایجاد اشیاء تصویری نسبت به طبقه بندی تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه مصنوعی اقدام نموده ایم. در ادامه به تشریح موارد اشاره شده خواهیم پرداخت.

۳-۱- استخراج ویژگی های پلاریمتریک

در تصاویر رادار بر خلاف تصاویر فراطیفی که عملاً تعداد زیاد باندها فضای ویژگی لازم جهت تکمیل فرآیند تشخیص الگو را فراهم می آورد، بایستی نسبت به تعریف این فضا اقدام نمود. در این ارتباط بیشتر مطالعات نسبت به گروه بندی ویژگی ها اقدام می نماید. در این مقاله از گروه بندی متداول در مطالعات اخیر پیروی می نماییم. بر این اساس ویژگی ها در سه گروه ویژگی های اصلی، ویژگی های استخراج شده از تئوری های تجزیه هدف و توصیف گر ها قرار می گیرند. که ویژگی های اصلی شامل ماتریس پراکنش، ماتریس کواریانس و ماتریس همدوسی می شود. در ادامه به تشریح این ویژگی ها خواهیم پرداخت.

۳-۲- ویژگی های عمومی

در سیستم های تصویربرداری راداری امواج پراکنش یافته از سطح عوارض، دربردارنده ی اطلاعات زیادی در ارتباط با خصوصیات فیزیکی عوارض می باشند. این اطلاعات دریافتی توسط ماتریس پراکنش بیان می - شود [۳۱].

برای اخذ داده های پلاریمتری، سیستم های 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 می کنند. بنابراین برای هر پیکسل از تصویر، مقادیر فاز نسبی و دامنه در چهار کانال HH , VV , HV , VH ثبت می شود. اطلاعات مربوط به مقادیر اندازه گیری شده، در این چهار کانال را که بیانگر خصوصیات پراکندگی عوارض زمینی هستند، می توان توسط یک ماتریس 2×2 به نام ماتریس پراکنش با رابطه زیر نشان داد.

۳- روش شناسی

در این مطالعه نسبت به بررسی دقت طبقه بندی کننده های مختلف اقدام شده است. به این منظور از دو رویکرد شیء مبنا و پیکسل مبنا در کنار هم استفاده شده است. در طبقه بندی پیکسل مبنا در ابتدا نسبت به استخراج ویژگی های مختلف از تصاویر پلاریمتریک رادار با روزه مصنوعی اقدام شده است. به این منظور ویژگی های استخراج شده در سه گروه مختلف قرار گرفته و در ادامه با

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (1)$$

با توجه به برهم‌کنش امواج الکترومغناطیس با سطح عوارض، تجزیه و تحلیل مستقیم ماتریس پراکنش به منظور مطالعه‌ی خواص فیزیکی و هندسی عوارض زمینی مورد مطالعه بسیار دشوار می‌باشد. از اینرو به منظور بررسی بهتر ویژگی‌های پراکنش موجود در تصاویر پلاریمتریک از ماتریس‌های مرتبه دوم کوواریانس و همدوسی (معادله ۳ و ۵) به عنوان شکل خاصی از ماتریس پراکنش تعریف می‌شود.

همانطور که پیشتر گفته شد به دلیل برهم‌کنش امواج الکترومغناطیسی با سطح عوارض که منجر به وقوع نویز اسپکل می‌گردد، و از آنجا که این نویز مانع از محاسبه دقیق برخی ویژگی‌های خاص عوارض پیچیده زمینی می‌شود، به منظور کاهش اثر آن، از توصیف‌گرهای آماری مرتبه دوم مانند ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود. برای محاسبه ماتریس کوواریانس از بردار K_c که از برداری کردن ماتریس پراکنش حاصل می‌شود، استفاده می‌کنیم. ابعاد این بردار متناسب با ماتریس پراکنش، برابر با تعداد کانال‌های پلاریزیشن است، ولی در سیستم‌های راداری مونوستاتیک و با فرض تئوری معکوس پذیری تارگت، ابعاد این بردار برابر با ۳ است و به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

$$K_c = \begin{bmatrix} S_{hh} \\ \sqrt{2}S_{hv} \\ S_{vv} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ماتریس کوواریانس بر اساس ضرب بردار کوواریانس K_c در ترانپوز آن مزدوجش به شکل زیر بیان می‌شود.

$$C = K_c \cdot K_c^+ = \begin{bmatrix} |S_{hh}|^2 & \sqrt{2}S_{hh}S_{hv}^* & S_{hh}S_{vv}^* \\ \sqrt{2}S_{hv}S_{hh}^* & 2|S_{hv}|^2 & \sqrt{2}S_{hv}S_{vv}^* \\ S_{vv}S_{hh}^* & \sqrt{2}S_{vv}S_{hv}^* & |S_{vv}|^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

در رابطه فوق + به معنای ترانپوز و * به معنای مزدوج می‌باشد. ماتریس همدوسی به عنوان شکل دیگری از ماتریس پراکنش دارای ارتباط نزدیک با ماتریس کوواریانس می‌باشد. به دلیل بیان مکانیسم‌های پراکنش مختلف عوارض توسط این ماتریس (معادله ۵)، در بیشتر مطالعات از این ماتریس، به منظور استخراج اطلاعات

فیزیکی عوارض به جای ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود. برای محاسبه این ماتریس از بردار K_T که به شکل زیر بیان می‌شود استفاده می‌شود.

$$K_T = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{hh} + S_{vv} \\ S_{hh} - S_{vv} \\ 2S_{hv} \end{bmatrix} \quad (4)$$

۳-۳- تئوری‌های تجزیه هدف

دومین گروه از ویژگی‌های قابل استخراج از تصاویر رادار با روزه مصنوعی مولفه‌های حاصل از تئوری‌های تجزیه هدف می‌باشد. در تئوری‌های تجزیه هدف نسبت به استخراج اطلاعات فیزیکی از اندازه‌گیری‌های انجام شده در تصاویر پلاریمتری راداری اقدام می‌شود. این تئوری‌ها به دو دسته همدوس و ناهمدوس تقسیم می‌شوند [۳۱]. تجزیه‌های همدوس، ماتریس پراکنش اندازه‌گیری شده را به عنوان ترکیبی از پاسخ‌های پراکنشی اشیاء ساده‌تر بیان می‌کنند. به عبارت دیگر هدف اصلی، تجزیه‌ی ماتریس پراکنش دریافتی به صورت ماتریس‌های پایه‌ی مرتبط با مکانیسم‌های پراکنش استاندارد می‌باشد. بنابراین هر ماتریس پراکنش اندازه‌گیری شده توسط سیستم راداری را میتوان به صورت رابطه‌ی زیر توصیف کرد.

$$T = K_T \cdot K_T^+ = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} |S_{hh}|^2 + 2Re(S_{hh}S_{vv}^*) + |S_{vv}|^2 & |S_{hh}|^2 - 2Im(S_{hh}S_{vv}^*) - |S_{vv}|^2 & 2S_{hh}S_{hv}^* + 2S_{vv}S_{hv}^* \\ |S_{hh}|^2 + 2Im(S_{hh}S_{vv}^*) - |S_{vv}|^2 & |S_{hh}|^2 - 2Re(S_{hh}S_{vv}^*) + |S_{vv}|^2 & 2S_{hh}S_{hv}^* - 2S_{vv}S_{hv}^* \\ 2S_{hv}S_{hh}^* + 2S_{hv}S_{vv}^* & 2S_{hv}S_{hh}^* - 2S_{hv}S_{vv}^* & 4|S_{hv}|^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$[S] = \sum_{i=1}^k C_i [S]_i \quad (6)$$

در رابطه فوق $[S]_i$ به عنوان ماتریسی پایه، نشانگر مکانیسم پراکنش اشیاء ساده‌تر (مکانیسم پراکنش استاندارد) می‌باشد. همچنین C_i مشخص کننده‌ی وزن هر $[S]_i$ در ماتریس پراکنش اندازه‌گیری شده $[S]$ می‌باشد.

تئوری‌های تجزیه Pauli و Krogager به عنوان متداول‌ترین روش‌های تئوری تجزیه همدوس در این مطالعه مورد استفاده قرار می‌گیرند. تئوری‌های تجزیه ناهمدوس نسبت به توصیف باز پراکنش امواج ارسال شده به سمت هدف با استفاده از توصیف‌گرهای مرتبه دوم (ماتریس کوواریانس و ماتریس همدوسی) اقدام می‌نماید. بنابراین می‌توان تئوری‌های تجزیه ناهمدوس را به صورت

جمع مولفه‌های ماتریس کوواریانس و همدوسی بیان نمود. رابطه‌ی زیر نمایانگر این موضوع می‌باشد.

$$C_3 = \sum_{i=1}^k q_i c_i, \quad T_3 = \sum_{i=1}^k q_j T_j \quad (7)$$

که در رابطه فوق C_3 و T_3 ماتریس‌های پایه و q_i و q_j ضرایب این مولفه‌ها می‌باشند. در این ارتباط بعضی از تئوری‌های تجزیه ناهمدوس تحت عنوان مدل مبنا نام گذاری می‌شوند. این بدین معنی است که مولفه‌ها به واسطه‌ی تفسیر فیزیکی تشریح می‌شوند. از معایب این روش محاسبه سخت‌تر پارامترها و پیچیدگی مدل‌ها جهت تشریح بازپراکنش‌ها می‌باشد.

۳-۴- توصیف گرهای SAR

در مقالات ارائه شده در طی سال‌های اخیر از تعدادی توصیف‌گر استخراج شده از داده‌های پلاریمتریک جهت ایجاد تمایز بین انواع سطوح و پوشش‌های زمینی استفاده شده است. در این مقاله لز توصیف‌گرهای توان، اکسترمم توان دریافتی، قطبش جزء به جزء^۱، اکسترمم درجه‌ی قطبیدگی، اکسترمم کل شدت پراکنش شده^۲، ارتفاع پایه^۳، ضریب همبستگی مختلط^۴ و نسبت ناقطبییدگی^۵ استفاده شده است، که خوانندگان برای آگاهی از روابط و تشریح تفصیلی آن می‌توانند به [۳۱] مراجعه نمایند.

۳-۵- طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

ماشین‌های بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی با نظارت بر مبنای نظریه‌ی یادگیری آماری^۶ است. هدف اصلی این طبقه‌بندی کننده، یافتن یک فراصفحه‌ی^۷ به عنوان یک سطح تصمیم‌گیری، به گونه‌ای است که حاشیه‌ی بین دو کلاس را بیشینه کند. طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان امکان استفاده از طیف وسیعی از ویژگی‌های پلاریمتریک با طبیعت ناهمگون را میسر می‌سازد. با وجود اینکه اغلب مطالعات در این حوزه معطوف

به استفاده از طبقه‌بندی کننده بردار پشتیبان در تصاویر فراطیفی بوده است، در عین حال تعداد محدودی از این مطالعات در ارتباط با داده‌های سار می‌باشد [۳۲، ۳۳، ۳۴]. استفاده از این طبقه‌بندی کننده بر خلاف الگوریتم‌هایی چون آنالیز مولفه اصلی [۳۵] امکان حفظ ماهیت ویژگی‌های پلاریمتریک را میسر ساخته و تفسیر فیزیکی بهینه‌تر را امکان پذیر می‌سازد. به منظور طبقه‌بندی داده‌های با پیچیدگی بالا داده‌ها را به وسیله‌ی تابع کرنل (Φ) به فضای با ابعاد خیلی بالاتر می‌بریم. تابع کرنل داده‌ها را از فضای ورودی به فضایی با ابعاد بالاتر به گونه‌ای تصویر می‌کند که امکان جداسازی خطی داده‌ها در آن فضا وجود داشته باشد. سپس داده‌های آموزشی انتقال داده شده توسط یک فراصفحه‌ی بهینه در آن فضا جداسازی می‌کند. در واقع بدون هیچ تغییری در ماهیت مسئله‌ی بهینه‌سازی با بکارگیری تابع انتقال Φ داده‌ها به فضایی با ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند تا در این فضا سطح تصمیم‌گیری به صورت خطی تعیین شود. در این مطالعه از کرنل RBF در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است (رابطه ۳-۸).

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma}\right) \quad (8)$$

دلیل این امر توان این کرنل در آنالیز داده‌های با ابعاد بالا و داشتن پارامترهای کمتر (C و Y) در مقایسه با سایر کرنل‌ها می‌باشد. برای استفاده از این کرنل دو پارامتر C و Y بایستی به طور دقیق تعیین شوند. روش متداول برای یافتن بهترین C و Y ثابت گرفتن یکی از پارامترها و جستجو در بازه‌ی تعریف شده برای پارامتر دیگر می‌باشد. در صورتی که مقدار بهینه دو پارامتر C و Y مشخص شد میتوان با کوچک کردن فواصل نسبت به یافتن مقدار دقیق‌تر پارامتر بهینه اقدام نمود. این روش به جستجوی گرید معروف می‌باشد. همانطور که پیداست در این روش یافتن پارامترهای بهینه کرنل به بازه جستجو و فواصل تعریف شده توسط کاربر بستگی دارد که در جستجوهای که در بازه‌های گسترده انجام می‌شود بسیار زمانبر و کم بازده می‌باشد. در این مقاله سعی شده است تا نسبت به استخراج پارامترهای بهینه کرنل با استفاده از الگوریتم ژنتیک اقدام گردد.

^۱ Fractional polarization
^۲ Extrema of the total scattered Intensity
^۳ Pedestal height
^۴ Complex correlation coefficients
^۵ Depolarization ratio
^۶ Statistical Learning Theory
^۷ Hyperplane

۳-۶- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، الهامی از علم ژنتیک و نظریهٔ تکامل داروین است و بر اساس بقای برترین‌ها یا انتخاب طبیعی استوار است. این الگوریتم با الهام از طبیعت بر پایه اصل تکاملی «پایداری بهترین‌ها» (Survival of the fittest) استوار است. الگوریتم ژنتیک اگرچه پس از الگوریتم استراتژی تکاملی پیشنهاد گردید ولی مشهورترین روش از بین الگوریتم‌های تکاملی است. در یک الگوریتم ژنتیک یک جمعیت از افراد طبق مطلوبیت آنها در محیط بقا می‌یابند. افرادی با قابلیت‌های برتر، شانس ازدواج و تولید مثل بیشتری را خواهند یافت. بنابراین بعد از چند نسل فرزندان با کارایی بهتر بوجود می‌آیند. در الگوریتم ژنتیک هر فرد از جمعیت بصورت یک کروموزوم معرفی می‌شود. کروموزوم‌ها در طول چندین نسل کاملتر می‌شوند. در هر نسل کروموزوم‌ها ارزیابی می‌شوند و متناسب با ارزش خود امکان بقا و تکثیر می‌یابند. تولید نسل در بحث الگوریتم ژنتیک با عملگرهای همبندی^۱ و جهش^۲ صورت می‌گیرد. والدین برتر بر اساس یک تابع برازندگی انتخاب می‌شوند. شکل ۲ نمایش‌دهنده الگوریتم مورد استفاده در این مطالعه می‌باشد. در الگوریتم ارائه‌شده تابع برازندگی بیان‌کننده کیفیت یک راه حل می‌باشد. کروموزوم‌های برتر با در نظر گرفتن مقدار برازندگی جهت حضور در فرآیند تولید نسل جدید انتخاب می‌شود. کروموزوم‌های برازنده‌تر از شانس بالاتری برای انتخاب با روش‌هایی چون چرخ رولت و انتخاب تورنمنت برخوردار می‌باشند. جمعیت جدید با در نظر گرفتن استراتژی حفظ نخبگان تولید می‌شود و فرآیند تکامل تا برآورده شدن شرط خاتمه ادامه می‌یابد. لازم به ذکر است عملگرهای همبندی و جهش تاثیر مستقیم در فرآیند تولید جمعیت جدید داشته و از ایجاد پارامتر C و Y و ویژگی‌های پلاریمتریک استخراج شده جهت یافتن مقادیر بهینه پارامترها و انتخاب ویژگی‌های مناسب به عنوان ورودی به الگوریتم فوق داده می‌شود. شکل ۳ نمایش‌دهنده نمایش باینری کروموزوم‌ها در این مطالعه می‌باشد. در این شکل کروموزوم مربوطه از سه قسمت تشکیل شده است که در قسمت اول ویژگی‌های پلاریمتریک قرار دارند که

هر ۰ و ۱ معرف یک ویژگی و تعداد آن برابر با تعداد ویژگی‌های مورد استفاده می‌باشد که عدد ۱ نشان‌دهنده انتخاب ویژگی متناظر و عدد ۰ نشان‌دهنده عدم انتخاب آن می‌باشد. همچنین بخش دوم و سوم نمایش‌دهنده مقادیر پارامتر C و Y بوده که تعداد بیت‌های آن بنابر دقت محاسبه پارامترها به همراه مقادیر کمینه و بیشینه پارامترها توسط کاربر تعیین می‌شود.

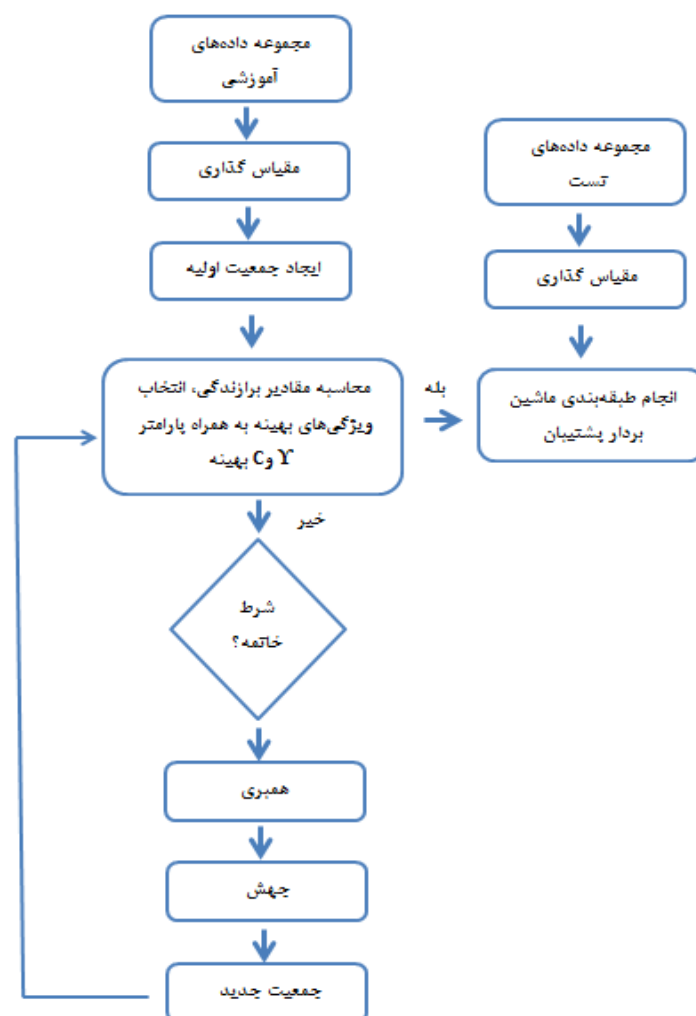
$$FF = W_1 C + W_2 D \quad (9)$$

جدول ۱- ویژگی‌های مورد استفاده در این مطالعه

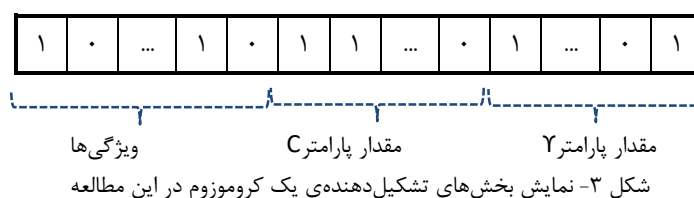
تعداد	ویژگی	گروه
۳	المان‌های ماتریس پراکنش	ویژگی‌های عمومی
۳	المان‌های ماتریس کواریانس	
۵	المان‌های ماتریس هم‌دوسی	
۳	تجزیه Pauli	ویژگی‌های تجزیه هدف
۳	تجزیه Krogager	
۶	تجزیه Huynen	
۶	تجزیه Barnes	
۳	تجزیه Freeman	
۳	تجزیه Yamaguchi	
۵	تجزیه H/A/α	
۱	توان	توصیف گره‌های SAR
۲	اکسترمم توان دریافتی	
۱	قطبش جزء به جزء	
۲	اکسترمم درجه‌ی قطبیدگی	
۲	اکسترمم کل شدت پراکنش‌شده	
۱	ارتفاع پایه	
۴	ضریب همبستگی مختلط	
۱	نسبت ناقطبیدگی	

^۱ Cross Over

^۲ Mutation



شکل ۲- ساختار الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در این مطالعه



۳-۷- طبقه‌بندی شیء مبنا

یکی از مهمترین مزیت‌های طبقه بندی شیء مبنا نسبت به روش‌های پیکسل مبنا، امکان استفاده از اطلاعات شکل و بافت علاوه بر مقادیر درجه خاکستری - می‌باشد. در این روش در ابتدا نسبت به قطعه بندی تصویر و تولید اشیاء تصویری اقدام می‌نماییم. در ادامه با انتخاب ویژگی‌هایی که منجر به جداسازی بهینه کلاس‌های موجود در تصویر می گردد نسبت به انجام طبقه‌بندی اقدام می‌گردد.

در این مطالعه دقت طبقه‌بندی و تعداد ویژگی‌های انتخاب شده معیارهایی هستند که در تابع برازندگی و برای تعیین میزان برازندگی هر راه حل یا کروموزوم مورد استفاده قرار گرفته است. همانطور که در رابطه ۳-۱۰ پیداست، پارامتر C و D به ترتیب معرف دقت طبقه‌بندی و تعداد ویژگی‌های انتخاب شده می‌باشد. همچنین W_1 و W_2 بیانگر وزن این دو مولفه می‌باشد که در این مطالعه به هر دو مقدار ۰.۵ تعلق گرفته است. به این ترتیب کروموزومی با دقت طبقه‌بندی بالا و تعداد ویژگی انتخاب شده کم، مقدار برازندگی بالایی را برمی‌گرداند.

در آنالیز شیء مبنای تصاویر سنجش از دوری، تصویر مورد نظر در ابتدا به اشیاء متباین قطعه بندی شده و این اشیاء پایه آنالیزهای بعدی را قرار می‌دهد. هر چه نتایج پروسه تقطیع به واقعیت بیرونی نزدیک‌تر باشد (اشیاء موجود) طبقه بندی دقیقتری خواهیم داشت. در این تحقیق از الگوریتم Multiresolution Segmentation به دلیل مرتفع نمودن محدودیت های سایر الگوریتم‌های تقطیع مانند در نظر گرفتن مقدار وزن برای پارامتر رنگ و شکل در پروسه تقطیع و تقطیع در چند مقیاس متفاوت، استفاده شده است. در این الگوریتم میزان نزدیکی درجات خاکستری نسبت به هم توسط پارامتر مقیاس تعیین می گردد بدین صورت که هر چه مقدار این پارامتر بزرگتر باشد میزان این نزدیکی کمتر شده و در نتیجه اندازه شیء بزرگتر خواهد شد. به منظور انتخاب ویژگی های بهینه جهت انجام طبقه‌بندی بهینه از روش تفکیک پذیری و آستانه گذاری استفاده می‌گردد. در این روش ویژگی‌هایی که منجر به میزان تفکیک پذیری مناسب تابع توزیع احتمال برای اشیاء تصویری نمونه متعلق به کلاس‌های متفاوت شده اند به عنوان ویژگی‌های بهینه قلمداد می‌گردد. در این مرحله با انتخاب نمونه‌های آموزشی کلاس‌های موجود در تصویر شامل آب، پوشش گیاهی، خاک بایر، پوشش شهری متراکم ویژگی‌هایی که باعث تفکیک بهینه تابع توزیع احتمال بین کلاس ها به صورت دو به دو گردیده است به عنوان ویژگی‌های بهینه (به همراه حد آستانه مورد استفاده) تعیین می گردد. خوانندگان به منظور آگاهی بیشتر از این فرآیند می‌توانند به [۱۴] مراجعه نمایند. در این پژوهش به معیار رنگ وزن ۰,۷ و شکل ۰,۳، تعلق گرفته است. در این تحقیق نسبت به انجام طبقه‌بندی با پارامتر مقیاس ۵۰ و درجه تلفیق ۴۰ گردیده است.

۳-۸- بحث و نتیجه‌گیری

در این مطالعه نسبت به انجام طبقه‌بندی یک تصویر پلاریمتریک با استفاده از دو رویکرد پیکسل مبنا و شیء مبنا اقدام شده است. در رویکرد پیکسل مبنا از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. به این منظور در ابتدا ویژگی‌های پلاریمتریک از تصویر استخراج شده‌اند. این ۵۴ ویژگی در سه گروه ویژگی‌های عمومی، تجزیه هدف

و توصیف‌گرهای SAR به شرح جدول ۱ تقسیم‌بندی شده‌اند. در ادامه با استفاده از طبقه‌بندی SVM و کرنل RBF نسبت به انجام طبقه‌بندی اقدام شده است. با توجه به ماهیت باینری الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان در این مقاله از رویکرد یک در مقابل همه به منظور انجام طبقه‌بندی چند کلاسه استفاده شده است. در این روش به ازای M کلاس، M طبقه‌بندی کننده‌ی باینری در نظر گرفته می‌شود. هدف جداسازی داده‌های آموزشی هر کلاس از سایر کلاس‌ها با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های باینری در نظر گرفته شده می‌باشد. هر داده‌ی آزمایشی براساس نتایج حاصل از طبقه‌بندی کننده‌ها به کلاسی تعلق می‌گیرد که بیشترین نتیجه‌ی مثبت را در آن داشته باشد. همچنین در مدل‌های هوش مصنوعی به منظور مقابله با مسئله تطبیق بیش از حد یا فرایادگیری^۱ که موجبات رخداد خطا در مدل را فراهم می‌آورد می‌باید از عملیاتی تحت عنوان اعتبار سنجی متقابل^۲ استفاده کرد. بدین معنا که مجموع داده‌ها به K زیرمجموعه مساوی تقسیم می‌شود. سپس در هر مرحله یکی از این زیر مجموعه‌ها جدا شده و با مابقی داده‌ها، مدل آموزش داده می‌شود. نهایتاً نتایج این آموزش در زیرمجموعه جدا شده، آزمایش می‌شود. در مرحله بعد زیرمجموعه دوم کنار گذاشته می‌شود و پس از آموزش سایر داده‌ها، مدل آموزش دیده در زیرمجموعه دوم آزمایش می‌شود. این فرآیند به همین ترتیب تا زیرمجموعه آخر ادامه خواهد داشت. در این تحقیق K برابر با ۱۰ در نظر گرفته شده است.

همانطور که در جدول ۲ پیداست، نتیجه طبقه بندی ماشین‌های بردار پشتیبان با استفاده از همه ۵۴ ویژگی و یافتن مقادیر پارامتر C و γ با استفاده از روش جستجوی گرید ۷۹,۳۲ درصد می‌باشد. در ادامه سعی شده است که فرآیند انتخاب ویژگی و مقادیر پارامتر کرنل به صورت مجزا توسط الگوریتم ژنتیک انجام شود. به این منظور در ابتدا ویژگی‌های مناسب با استفاده از الگوریتم ژنتیک و با استفاده از تابع برازندگی پیشتر تعریف شده انتخاب شدند. این بدین معنی است که کروموزوم استفاده شده در این مرحله تنها شامل بخش اول یعنی ویژگی‌های پلاریمتریک می‌باشد. با انجام این کار تعداد ۲۸ ویژگی به عنوان

^۱ Over Fitting

^۲ Cross Validation

ویژگی‌های بهینه انتخاب شدند. همچنین مقادیر پارامترهای C و γ با استفاده از روش جستجوی گرید به شرح جدول ۲ به دست آمد. دقت طبقه‌بندی در این رویکرد ۸۳٫۶۱ درصد به دست آمد. در ادامه نسبت به انجام طبقه‌بندی SVM با استفاده از تمامی ۵۴ ویژگی و یافتن مقادیر بهینه پارامترهای کرنل با استفاده از الگوریتم ژنتیک اقدام شد که به معنی در نظر گرفتن دو قسمت مقادیر پارامتر C و γ در کروموزوم می‌باشد. و در آخرین قسمت از طبقه‌بندی با رویکرد پیکسل مبنا با استفاده از الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان، هم ویژگی‌های بهینه و هم مقادیر پارامتر کرنل با استفاده از الگوریتم ژنتیک به دست آمد. همانطور که از جدول ۲ پیداست بالاترین دقت با استفاده از این روش حاصل شده است، همچنین تعداد ویژگی‌های بهینه ۲۳ ویژگی می‌باشد که نشان دهنده‌ی تاثیر مستقیم مقادیر پارامتر کرنل بر روی دقت طبقه‌بندی و در نتیجه تابع برازندگی و ویژگی‌های انتخاب شده می‌باشد. همچنین نکته دیگری که از جدول ۲ قابل مشاهده است دقت بالاتر طبقه‌بندی در حالت محاسبه پارامترهای کرنل با استفاده از الگوریتم ژنتیک و در نظر گرفتن تمامی ویژگی‌ها نسبت به حالتی است که ویژگی‌های بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک انتخاب شده اما مقادیر پارامترهای کرنل با استفاده از الگوریتم جستجوی گرید محاسبه شده‌اند. این امر نشان دهنده‌ی تاثیر بیشتر مقادیر

پارامترهای کرنل بر روی دقت طبقه‌بندی می‌باشد. همچنین در قسمت دیگری از این تحقیق از طبقه‌بندی شیء مبنا به منظور طبقه‌بندی تصویر پلاریمتریک استفاده شد. همانطور که پیشتر اشاره شد رویکرد شیء مبنا امکان در نظر گرفتن اطلاعات مکانی، همسایگی و مفهومی را علاوه بر مقادیر دامنه تصویر پلاریمتریک در اختیار می‌دهد. لازم به ذکر است از آنجا که استفاده از تصویر ۵۴ ویژگی به عنوان ۵۴ باند تصویر منجر به کاهش دقت الگوریتم Multiresolution Segmentation و در نتیجه کاهش کیفیت اشیاء تصویری تولید شده می‌گردد در این تحقیق از نمایش رنگی ترکیب Pauli با سه کانال $B:|HH + VV|$ و $G:|HV|$ و $R:|HH - VV|$ (شکل ۱) به منظور انجام قطعه‌بندی و تولید اشیاء تصویری اقدام شد. همانطور که از جدول ۲ پیداست دقت طبقه‌بندی شیء مبنا برابر با ۸۱٫۴۷ درصد به دست آمده که این مقدار از مقدار دقت طبقه‌بندی پیکسل مبنا SVM در حالتی که از تمامی ویژگی‌ها در فرایند انتخاب ویژگی استفاده شده و مقادیر پارامترهای کرنل از روش جستجوی گرید به دست آمده بیشتر ولی نسبت به دو حالت دیگر طبقه‌بندی پایین تر می‌باشد که این امر نشان‌دهنده‌ی تاثیر انتخاب مقادیر پارامترهای کرنل و ویژگی‌های بهینه توسط الگوریتم ژنتیک بر روی دقت طبقه‌بندی می‌باشد.

جدول ۲- نتایج نهایی حاصل از استراتژی‌های مختلف طبقه‌بندی (عبارت اول داخل پرانتز روش محاسبه پارامترهای کرنل - عبارت دوم داخل پرانتز نمایش دهنده‌ی استفاده از تمامی ویژگی‌ها یا ویژگی‌های انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک می‌باشد)

روش	مقدار پارامتر C	مقدار پارامتر γ	تعداد ویژگی	دقت طبقه بندی
SVM (جستجوی گرید- تمام ویژگی‌ها)	۶۴	۸	۵۴	۷۹٫۳۲
SVM (جستجوی گرید- الگوریتم ژنتیک)	۶۴	۸	۲۸	۸۳٫۶۱
SVM (الگوریتم ژنتیک- تمام ویژگی‌ها)	۵۶٫۵	۱۱	۵۴	۸۵٫۳۷
SVM (الگوریتم ژنتیک- الگوریتم ژنتیک)	۵۴	۱۰	۲۳	۸۷٫۱۱
طبقه بندی شیء مبنا	-	-	-	۸۱٫۴۷

۴- نتایج

روزنه مصنوعی به دلیل نمایش رفتار عوارض مختلف در مواجهه با قطبش‌های متفاوت میدان الکترومغناطیس، حاوی اطلاعات ارزشمندی به منظور طبقه‌بندی پدیده‌های مختلف می‌باشند. با توسعه روش‌های تجزیه هدف و همچنین استفاده از توصیف‌گرهای SAR که بر مبنای ماتریس کوواریانس و همدوسی محاسبه می‌شوند، امکان

سنجش از دور راداری به دلیل امکان بهره‌برداری از خصوصیات متمایز طیف الکترومغناطیس در محدوده‌ی مایکروویو، طی سالهای اخیر مورد توجه گسترده محققین قرار گرفته است. در این بین تصاویر پلاریمتریک رادار با

استخراج طیف وسیعی از ویژگی‌های پلاریمتریک فراهم آمده است. در این مقاله در ابتدا نسبت به استخراج این ویژگی‌ها اقدام شده و در ادامه از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به منظور طبقه‌بندی تصویر پلاریمتریک استفاده شد. با توجه به نیاز محاسبه پارامترهای کرنل در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و همچنین با در نظر گرفتن ابعاد بالای فضای ویژگی سعی شد تا با استفاده از الگوریتم ژنتیک نسبت به تنظیم پارامترهای کرنل و انتخاب ویژگی‌های بهینه به صورت همزمان اقدام شود. در این مطالعه نشان داده می‌شود که انجام این امر به صورت همزمان منجر به افزایش دقت طبقه‌بندی نسبت به حالتی است که فرآیند محاسبه پارامترهای کرنل و انتخاب ویژگی‌های بهینه به صورت مجزا صورت می‌پذیرد. همچنین در بخش دیگری از مقاله از طبقه‌بندی شیء مبنا

به دلیل امکان در نظر گرفتن اطلاعات مکانی و مفهومی در کنار داده‌های دامنه تصویر پلاریمتریک استفاده شد. دقت این طبقه‌بندی کننده نسبت به حالتی که از روش جستجوی گرید برای محاسبه پارامترهای کرنل استفاده شده و همچنین از تمامی ویژگی‌های پلاریمتریک استخراج شده استفاده شده است بالاتر می‌باشد ولی در مقایسه با استفاده مجزا یا همزمان الگوریتم ژنتیک به منظور تنظیم پارامترها و انتخاب ویژگی از دقت پایین‌تری برخوردار می‌باشد. نویسندگان این مقاله سعی دارند در مطالعات بعدی با توجه به موفقیت روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات در کاهش ابعاد تصاویر فراطیفی و بهینه‌سازی طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان، از این روش نیز استفاده نموده و نسبت به مقایسه عملکرد این روش در مقایسه با الگوریتم ژنتیک پردازند.

مراجع

- [1] Qi, Zhixin., Yeh Anthony Gar-On., Li Xia., Lin Zheng., "A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data", Remote Sensing of Environment, 118, 21–39, 2012.
- [2] Alberga, V., "A study of land cover classification using polarimetric SAR parameters", International Journal of Remote Sensing, 28, 3851–3870, 2007.
- [3] Saatchi, S. S., Soares, J. V., Alves, D. S., "Mapping deforestation and land use in Amazon rainforest by using SIR-C imagery", Remote Sensing of Environment, 59, 191–202, 1997.
- [4] Pierce, L. E., Bergen, K. M., Dobson, M. C., Ulaby, F. T., "Multitemporal landcover classification using SIR-C/X-SAR imagery", Remote Sensing of Environment, 64, 20–33, 1998.
- [5] Ulaby, F. T., Kouyate, F., Brisco, B., & Williams, T. H. L., "Textural information in SAR images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 24, 235–245, 1986.
- [6] Li, X., Yeh, A. G., "Multitemporal SAR images for monitoring cultivation systems using case-based reasoning", Remote Sensing of Environment, 90, 524–534, 2004.
- [7] Lee, J. S., Grunes, M. R., Pottier, E., "Quantitative comparison of classification capability: Fully polarimetric versus dual and single-polarization SAR", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 39, 2343–2351, 2001.
- [8] Borghys, D., Yvinec, Y., Perneela, C., Pizurica, A., Philips, W., "Supervised feature-based classification of multi-channel SAR images", Pattern Recognition Letters, 27, 252–258, 2006.
- [9] Pierce, L. E., Ulaby, F. T., Sarabandi, K., Dobson, M. C., "Knowledge-based classification of polarimetric SAR images", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 32, 1081–1086, 1994.
- [10] Du, L., Lee, J. S., "Fuzzy classification of earth terrain covers using complex polarimetric SAR data", International Journal of Remote Sensing, 17, 809–826, 1996.
- [11] Freitas, C. D., Soler, L. D., Anna, S. J. S. S., Dutra, L. V., dos Santos, J. R., Mura, J. C., Correia, A. H., "Land use and land cover mapping in the Brazilian Amazon using polarimetric airborne p-band SAR data", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 46, 2956–2970, 2008.

- [12] Alvarez-Perez, J. L., "Coherence, Polarization, and Statistical Independence in Cloude-Pottier's Radar Polarimetry", *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 47, 2011.
- [13] Han, Y., and Shao, Y., "Full Polarimetric SAR Classification Based on Yamaguchi Decomposition Model and Scattering Parameters", In *Proc. IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)*, Dec. 2010, pp. 1104 – 1108.
- [14] Barnes, C. F., Burki, J., "Late-season rural land-cover estimation with polarimetric-SAR intensity pixel blocks and sigma-tree-structured near-neighbor classifiers", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 2384–2392, 2006.
- [15] Shimoni, M., Borghys, D., Heremans, R., Perneel, C., Acheroy, M., "Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification", *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 11, 169–180, 2009.
- [16] Richards, J. A., Jia, X., "Remote Sensing Digital Image Analysis", 4th ed., pp. 267-294, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
- [17] Han, Y., and Shao, Y., "Full Polarimetric SAR Classification Based on Yamaguchi Decomposition Model and Scattering Parameters", In *Proc. IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)*, Dec. 2010, pp. 1104 – 1108.
- [18] Jong-Sen, L., Pottier, E., "Polarimetric radar imaging: from basics to applications", Published by Taylor & Francis Group, 2009.
- [19] Samadzadegan, F., Ferdosi, E., "Classification of Polarimetric SAR Images Based on Optimum SVMs Classifier Using Bees Algorithm", In *Proc. International Conference on Intelligent Computational Systems*, Jan. 2012
- [20] Cameron, W. L., Rais, H., "Conservative polarimetric scatterers and their role in incorrect extensions of the Cameron decomposition", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 3506–3516, 2006.
- [21] Freeman, S., Durden, L., "A three-component scattering model for polarimetric SAR data", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 36, no. 3, pp. 963–973, 1998.
- [22] Krogager, E., "New decomposition of the radar target scattering matrix", *Electron. Let.* vol. 26, no. 18, pp. 1525–1527, 1990.
- [23] Cloude, S. R., Pottier, E., "An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 35, no. 1, pp. 68–78, 1997.
- [24] Swartz, Yueh, H. A., Kong, J. A., Novak, L. M., Shin, R. T., "Optimal polarizations for achieving maximum contrast in radar images", *J. Geophys. Res.*, vol. 93, no. B12, pp. 15 252–15 260, 1988.
- [25] Lee, J. S., Grunes, M. R., Kwok, R., "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution", *Int. J. Remote Sens.*, vol. 15, no. 11, pp. 2299–2311, 1994.
- [26] Lee, J. S., Grunes, M. R., Pottier, E., Ferro-Famil, L., "unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, no. 4, pp. 722–731, 2004.
- [27] Del Frate, F., Solimini, D., "On neural network algorithm for retrieving forest biomass from SAR data", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 42, no. 1, pp. 24–34, 2004.
- [28] Freeman, Villaseñor, J., Klein, J. D., Hoogeboom, P., Groot, J., "On the use of multi-frequency and polarimetric radar backscatter features for classification of agricultural crops", *Int. J. Remote Sens.*, vol. 15, no. 9, pp. 1799–1812, 1994.
- [29] Du, L. J., Lee, J. S., Hoppel, K., Mango, S. A., "Segmentation of SAR image using the wavelet transform", *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, vol. 4, pp. 319–329, 1992.
- [30] Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., "Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 239–258, 2004.

- [31] Maghsoudi, Y., Collins, M.J., Leckie, D.G., "Polarimetric classification of Boreal forest using nonparametric feature selection and multiple classifiers" ,International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 19, 139–150, 2012.
- [32] Frison, P. L., Tison, C., Souyris, J. C., Stoll, B., Fruneau, B., Rudant, J. P., "Support Vector Machine for Multifrequency SAR Polarimetric Data Classification" ,IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 47, no. 12, pp 4143 - 4152, 2009.
- [33] Tison, Pourthié, N., Souyris, J. C., "Target recognition in SAR images with support vector machine (SVM)" ,In Proc. IGARSS, Barcelona, Spain, Jul. 2007, pp. 456–459.
- [34] Mercier, G., Girard-Ardhuin, F., "Unsupervised oil slick detection by SAR imagery using kernel expansion", In Proc. IGARSS, Jul. 2005, vol. 1, pp. 494–497.
- [35] Lee, J. S., Hoppel, K., "Principal components transformation of multi frequency polarimetric SAR imagery", IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 30, no. 4, pp. 686–696, 1992.