

الگوریتم حد آستانه گذاری کمینه خطا برای آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با استفاده از تصاویر پلاریمتری رادار با روزنه مجازی

محسن قنبری^{۱*}، وحید اکبری^۲، علی اکبر آبکار^۳، محمودرضا صاحبی^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
mgghanbari@mail.kntu.ac.ir

^۲ پژوهشگر پسادکتر - دانشکده فیزیک و تکنولوژی - UiT-The Arctic University of Norway - نروژ
va2akbari@gmail.com

^۳ استادیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
{abkar, sahebi}@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت آذر ۱۳۹۳، تاریخ تصویب آبان ۱۳۹۴)

چکیده

در این مقاله، یک روش نظارت نشده برای آشکارسازی تغییرات با استفاده از تصاویر پلاریمتری رادار با روزنه ترکیبی ارائه گردیده است. آماره آزمون ویشارت تصحیح یافته متقارن، به منظور ارزیابی برابری دو ماتریس کواریانس چندمنظر مربوط به دو تصویر پلاریمتری SAR در دو زمان مختلف بکار گرفته شده تا تصویر تک باندی خروجی آن در یک الگوریتم نظارت نشده حد آستانه گذاری قرار گیرد و در نهایت نقشه تغییر/عدم تغییر بدست آید. به طور خاص، الگوریتم حد آستانه گذاری کمینه خطای کیتلر و ایلینگورس، در یک حالت تعمیم یافته استفاده شده تا توزیع غیر گاوسین هیستوگرام های دو کلاس تغییر و عدم تغییر را مدل نماید. نتایج ارزیابی روش ارائه شده روی مجموعه داده های چندزمانه شبیه سازی شده پلاریمتری SAR و همچنین داده های پلاریمتری کامل باند C ماهواره رادارست-۲ قابلیت الگوریتم ارائه شده را تایید می کند. نتایج داده های واقعی نشان می دهد که با داشتن اطلاعات هر چه بیشتر از باندهای پلاریزاسیون مقادیر دقت آشکارسازی و نرخ خطای کلی الگوریتم بهبود می یابد.

واژگان کلیدی: آشکارسازی نظارت نشده تغییرات، داده های پلاریمتری SAR، حد آستانه گذاری کمینه خطای کیتلر و ایلینگورس (K&I)، روش کیومولنت های لگاریتمی، آماره آزمون ویشارت تصحیح یافته متقارن (SRW)

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

تصاویر سنجش از دوری از یک منطقه جغرافیایی در زمان‌های مختلف، این امکان را به ما می‌دهد که فرایندهای انجام شده روی سطح زمین را آشکارسازی و پایش کنیم (مانند پایش کردن گسترش مناطق شهری، پایش کردن فرایندهای تخریب جنگل، ارزیابی تخریب و مدیریت بحران، پایش کردن محصولات کشاورزی، پایش کردن یخ‌های قطبی و ... [۳]-[۱]). علاوه رادار با روزه ترکیبی^۱ با عدم وابستگی به شرایط اتمسفر و نور خورشید پتانسیل کاربردهای آشکارسازی تغییرات و پایش را بسیار بالا می‌برد. از طرفی سنجنده‌های پلاریمتری با افزایش تعداد باندهای پلاریمتری قابلیت تمایز بین اهداف روی زمین تا حد زیادی افزایش داده و تصاویر پلاریمتری SAR را با فواصل کوتاه زمانی که برای کاربرد آشکارسازی تغییرات مناسب می‌باشد، در اختیار قرار می‌دهد.

اخیرا آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با استفاده تصاویر رادار با روزه ترکیبی زمینه مطالعاتی مقالات بسیاری بوده است [۵]-[۴]. در آشکارسازی نظارت نشده تغییرات، به طور کلی، بعد از مرحله پیش پردازش تصاویر چندزمانه SAR، شامل چندمنظرسازی^۲ و تصحیح رادیومتریک و هندسی و ثبت هندسی تصاویر نسبت به هم، دو تصویر چندزمانه، پیکسل به پیکسل توسط یک آماره آزمون^۳ دلخواه مورد ارزیابی قرار گرفته و پس از آن یک الگوریتم قابل اعتماد حد آستانه‌گذاری لازم است تا بر تصویر آماره آزمون اعمال شود تا به یک نقشه تغییرات قابل اتکا دست یابیم. یکی از شناخته شده ترین آماره‌های آزمون، آماره آزمون نسبت احتمال^۴ بوده که در [۲] معرفی معرفی گردید. این آماره آزمون که با عنوان آزمون بارتلت^۵ نیز یاد شده و به عنوان آزمون عدم شباهت بین دو ماتریس کواریانس در مطالعات مربوط به طبقه‌بندی [۶] و آشکارسازی تغییرات [۷] در تصاویر پلاریمتری SAR مورد استفاده قرار گرفته‌است. اکبری و همکاران آماره آزمون مختلط هاتلینگ لاولی^۶ را به عنوان یک آماره آزمون جدید برای آشکارسازی تغییرات در تصاویر رادار پلاریمتری

چندمنظر ارائه دادند [۹]-[۸]. آنفینسن^۷ و همکاران آماره آزمون ویشارت تصحیح یافته متقارن^۸ را با در نظر گرفتن تابع توزیع ویشارت برای دو ماتریس کواریانس چندمنظر مورد ارزیابی ارائه دادند [۱۰]. در [۱۱]، قنبری و همکاران فاصله ویشارت تصحیح یافته متقارن را به عنوان یک آماره آزمون برای آشکارسازی تغییرات بین دو ماتریس کواریانس چند منظر ارائه دادند. در تحقیق حاضر این آماره آزمون به منظور ارزیابی برابری دو ماتریس کواریانس چندمنظر مربوط به دو تصویر پلاریمتری SAR مورد استفاده قرار گرفته است. در این مقاله یک الگوریتم حد آستانه‌گذاری قابل اعتماد و مستحکم^۹ ارائه و روی تصویر آماره آزمون SRW اعمال گردیده است تا در نهایت یک نقشه تغییرات قابل اعتماد بدست آید. به طور خاص در این روش آشکارسازی تغییرات، در یک تکنیک نظارت نشده، حد آستانه‌گذاری کمینه خطای کیتلر و ایلینگورس^{۱۰} (K&I) [۹] به تصویر آماره آزمون اعمال گردیده است. در واقع، الگوریتم آشکارسازی تغییرات (ارائه شده در [۱۰] برای تصاویر SAR تک پلاریزاسیون^{۱۱}) که حد آستانه‌گذاری K&I را با تقسیم تصاویر شدت SAR را با هم تلفیق می‌کند، با بکارگیری یک مدل آماری دقیق تغییر داده شده است و به تصویر حاصل از آماره آزمون SRW اعمال گردیده است. در این الگوریتم تابع توزیع "گامای تعمیم یافته"^{۱۲} با داشتن یک فرم انعطاف‌پذیر همراه با روش برآورد پارامتر مناسب کیومبولنت‌های لگاریتمی^{۱۳} برای مدل‌سازی دو هیستوگرام تغییر و عدم تغییر استفاده شده است. نوآوری اصلی این تحقیق، بکارگیری این روش دارای استحکام حد آستانه‌گذاری K&I که در آن مدل‌سازی کلاس‌های تغییر و عدم تغییر بر اساس تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته انجام گردیده، برای تصویر آماره آزمون SRW می‌باشد.

در بخش ۲ و ۳ به ترتیب مفاهیم تئوری آماره آزمون SRW و الگوریتم حد آستانه‌گذاری کمینه خطا توضیح داده شده است. جزئیات الگوریتم روش پیشنهادی که در

^۷ Anfinsen

^۸ Symmetric Revised Wishart (SRW)

^۹ robust

^{۱۰} Kittler and Illingworth minimum-error thresholding

^{۱۱} منظور از تصاویر تک پلاریزاسیون تصاویر تک‌باندی مربوط به شدت در تصاویر SAR می‌باشد.

^{۱۲} Generalized Gamma distribution

^{۱۳} Method of Log Cumulants (MoLC)

^۱ Synthetic Aperture Radar (SAR)

^۲ Multilooking

^۳ test statistic

^۴ Likelihood Ratio Test (LRT)

^۵ Bartlett distance

^۶ Hotelling-Lawley trace statistics

آن به شرح روش آشکارسازی نظارت نشده پیشنهادی و مدل آماری مورد استفاده داده شده پرداخته شده است، در بخش ۴ می‌آید. در بخش ۵ جزئیات پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج حاصل از اعمال الگوریتم به یک داده پلاریمتری شبیه‌سازی شده و یک داده پلاریمتری SAR باند C آورده شده و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در نهایت بخش ۶ به نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات پرداخته است.

۲- آماره آزمون SRW

رادارپلاریمتری فرایند پراکنش امواج را از سطح یک هدف به وسیله ماتریس پراکنش بیان می‌کند. این ماتریس که بیان‌گر دامنه و فاز سیگنال برگشتی در چهار ترکیب از پلاریزاسیون‌های خطی افقی (H) و عمودی (V) به عنوان پلاریزاسیون‌های موج ارسالی و بازگشتی می‌باشد، به صورت [۱۱]

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (۱)$$

بیان می‌شود، که در آن S_{RT} نشان دهنده ضریب پراکنش مختلط با پلاریزاسون دریافتی $R \in \{H, V\}$ و پلاریزاسیون ارسالی $T \in \{H, V\}$ می‌باشد. تئوری معکوس‌پذیری^۱ (با داشتن یک محیط انتشار دوجانبه برای موج) ایجاب می‌کند که ماتریس پراکنش متقارن باشد، یعنی $S_{HV} = S_{VH}$ [۱۱]. بر اساس این فرض، به بردار مختلط پراکنش زیر می‌توان دست یافت:

$$\boldsymbol{\Omega} = \begin{bmatrix} S_{HH} \\ \sqrt{2}S_{HV} \\ S_{VV} \end{bmatrix} \quad (۲)$$

با ضرب بردار مختلط پراکنش $\boldsymbol{\Omega}$ در ماتریس ترانهاده مزدوجش و با یک میانگین‌گیری از یک همسایگی از چندین پیکسل ماتریس کواریانس نمونه چندمنظر^۲ بدست می‌آید:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \boldsymbol{\Omega}_l \boldsymbol{\Omega}_l^H \quad (۳)$$

که در آن L تعداد منظر استفاده شده در میانگین‌گیری و H نشان‌دهنده عمل‌گر ترانهاده مزدوج می‌باشد. این میانگین‌گیری از پیکسل‌های تصاویر تک‌منظر مختلط یا همان SLC^3 ، به دلیل کاهش تغییرات آماری در اثر اسپکل^۴ موجود در تصاویر راداری می‌باشد. ماتریس کواریانس چندمنظر از تابع توزیع ویشارت تبعیت می‌کند، یعنی $\mathbf{C} \sim \mathcal{W}(d, L, \boldsymbol{\Sigma})$ ، که در آن d درجه آزادی یا ابعاد پلاریمتری، L تعداد منظر و $\boldsymbol{\Sigma}$ ماتریس کواریانس میانگین می‌باشد. بر همین اساس فاصله ماتریسی ویشارت بر اساس توزیع ویشارت به صورت زیر به دست می‌آید [۱۲]:

$$d_W(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \ln|\mathbf{A}| + \text{tr}(\mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}) \quad (۴)$$

که در آن $\mathbf{A}$ و $\mathbf{B}$ دو ماتریس کواریانس نمونه مربوط به دو تصویر در دو تاریخ مختلف می‌باشد. این فاصله ماتریسی به عنوان یک فاصله جدایی در طبقه‌بندی و خوشه‌بندی داده‌های پلاریمتری SAR استفاده گردیده که در این صورت ماتریس $\mathbf{A}$ نشان‌دهنده ماتریس کواریانس نمونه مربوط به یک پیکسل خاص در تصویر پلاریمتری SAR و ماتریس $\mathbf{B}$ مرکز یک کلاس خاص می‌باشد. به منظور سهولت به کارگیری یک فاصله ماتریسی در آشکارسازی تغییرات در تصاویر رادار پلاریمتری، فاصله ماتریسی مورد نظر باید همه شرایط یک "متریک" را دارا باشد [۱۳]. این شرایط شامل:

- غیرمنفی بودن فاصله^۵: $d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) \geq 0$
- متقارن بودن فاصله^۶: $d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = d(\mathbf{B}, \mathbf{A})$
- ویژگی عدم تمایز^۷: $d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = 0 \Leftrightarrow \mathbf{A} = \mathbf{B}$
- ویژگی نامساوی مثلثی^۸: $d(\mathbf{A}, \mathbf{C}) \leq d(\mathbf{A}, \mathbf{B}) + d(\mathbf{B}, \mathbf{C})$ که در آن $\mathbf{A}$ ، $\mathbf{B}$ و $\mathbf{C}$ سه

ماتریس تصادفی معین مثبت هرمیتی می‌باشند. اگر یک فاصله ماتریسی سه شرط اول را دارا بوده و در شرط چهارم صدق نکند یک "شبه‌متریک" نامیده می‌شود. در تحقیقات انجام شده تا کنون فواصل ماتریسی زیادی معرفی و مورد استفاده قرار گرفته‌اند درحالی‌که

^۳ Single Look Complex

^۴ Speckle

^۵ Non-negativity

^۶ Symmetry

^۷ Indiscernibility

^۸ Trianglity inequality

^۱ Reciprocity Theorem

^۲ multilook

همه ویژگی‌های یک متریک را داشته باشند که از جمله شناخته شده ترین فواصل می‌توان به فاصله اقلیدوسی^۱، فاصله فروبیونوس^۲، فاصله منهتن^۳ و ... اشاره کرد [۱۳]. اما این فواصل ماتریسی به صورت مستقیم به توزیع ویشارت و مشخصات آماری داده‌های پلاریمتری SAR مربوط نمی‌شوند و از این جهت شرایط لازم را برای به کارگیری در آشکارسازی تغییرات در تصاویر پلاریمتری SAR دارا نمی‌باشند. آنچه در این مطالعه مدنظر است به کارگیری یک فاصله ماتریسی متریک و یا شبه متریک مستخرج از توزیع ویشارت می‌باشد. فاصله ویشارت، رابطه (۴)، به دلیل عدم دارا بودن ویژگی‌های تقارن و همچنین نامساوی مثلثی نمی‌تواند در آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار بگیرد. با در نظر گرفتن یک فرایند یکسان میانگین گیری از چند منظر در دو تصویر پلاریمتری، $L_A = L_B = L$ و با فرض اینکه دو ماتریس کواریانس نمونه از توزیع ویشارت تبعیت کنند، یعنی $A \sim \mathcal{W}(d, L, \Sigma_A)$ و $B \sim \mathcal{W}(d, L, \Sigma_B)$ می‌توان نوشت:

$$\begin{cases} H_0: \Sigma_A = \Sigma_B \\ H_1: \Sigma_A \neq \Sigma_B \end{cases} \quad (5)$$

تحت فرض H_0 توابع توزیع A و B یکسان و فرض عدم تغییر در فرایند آشکارسازی تغییرات صحت خواهد داشت. برای ارزیابی آزمون بالا فاصله ماتریسی ویشارت تصحیح یافته متقارن به صورت زیر تعریف شده است [۸]:

$$d_{SRW}(A, B) = \frac{1}{2} \text{tr}(A^{-1}B + B^{-1}A) - d \quad (6)$$

این فاصله ماتریسی، که به صورت اختصاری با آزمون (SRW) در این مقاله یاد شده، با داشتن کلیه شرایط یک متریک علاوه بر شرط صدق در نامساوی مثلثی یک شبه-متریک به حساب می‌آید. با این وجود به دلیل نگاشتن ماتریس‌های کواریانس مقادیر عدم تغییر و تغییر در دو تصویر به ترتیب به مقادیری نزدیک به صفر و مقادیری مثبت و دور از صفر در تمایز دو کلاس تغییر و عدم تغییر از هم در آشکارسازی تغییرات در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است.

به طور خاص با در نظر گرفتن هر کدام از حالات تک باند (داده‌های مربوط به باندهای HH, HV و VV)، حالت تقارن آزیموتی [۲] و پلاریمتری کامل برای ماتریس کواریانس نمونه، فاصله SRW، به منظور معیار عدم شباهت دو ماتریس کواریانس نمونه در دو تصویر پلاریمتری SAR چندمنظر هم مرجع سازی شده و کالیبره گردیده و $A = \{A(i, j); 1 \leq i \leq r, 1 \leq j \leq c\}$ و $B = \{B(i, j); 1 \leq i \leq r, 1 \leq j \leq c\}$ در دو زمان t_0 و t_1 ($t_1 > t_0$) با تعداد سطرها و ستون‌های به ترتیب برابر با r و c برای دو تصویر، به کار گرفته شده است. بدین ترتیب به منظور بررسی اینکه آیا در محل (i, j) از تصویر تغییر رخ داده است یا نه، لازم است داده‌های پلاریمتری $A(i, j)$ و $B(i, j)$ از طریق به کارگیری آماره آزمون SRW با هم مورد مقایسه قرار گیرند. پس از اعمال آماره آزمون و بدست آوردن تصویر مربوط به آن باید یک الگوریتم دقیق حدآستانه گذاری روی تصویر اجرا شده تا به نقشه تغییراتی قابل اعتماد برسیم. تئوری این الگوریتم حدآستانه گذاری در بخش بعد شرح داده خواهد شد.

۳- روش حدآستانه گذاری K&I

اگر ω_c و ω_u به ترتیب نشان دهنده کلاس‌های تغییر و عدم تغییر باشد، هدف از این بخش آنالیز تصویر فاصله SRW، T_{SRW} ، است، به گونه‌ای که بین دو کلاس ω_c و ω_u تمایز ایجاد شود و هر پیکسل تصویری یک برچسب تغییر و یا عدم تغییر کسب کند. این مساله می‌تواند بر اساس مفهوم نظریه تصمیم گیری بیز^۴ فرموله شود. اگر $P(T_{SRW})$ ، تابع توزیع احتمال مربوط به تصویر آماره آزمون باشد، بنا به نظریه احتمال کل می‌توان آن را به عنوان ترکیبی از دو تابع توزیع مربوط به کلاس‌های ω_c و ω_u دانست؛ به عبارتی اگر $p(T_{SRW}|\omega_c)$ و $p(T_{SRW}|\omega_u)$ به ترتیب توابع چگالی احتمال کلاس‌های تغییر و عدم تغییر و $P(\omega_c)$ و $P(\omega_u)$ نشان دهنده احتمال اولیه کلاس‌های مذکور باشد [۹]:

$$P(T_{SRW}) = p(T_{SRW}|\omega_c)P(\omega_c) + p(T_{SRW}|\omega_u)P(\omega_u). \quad (7)$$

^۱ Euclidean distance

^۲ Frobenius distance

^۳ Manhattan distance

^۴ Bayes theory

$$R_{ut} = \{t_1, t_2, \dots, \tau\},$$

$$R_{ct} = \{\tau + 1, \tau + 2, \dots, t_n\}$$

به ترتیب مجموعه‌های مربوط به درجه خاکستری موجود در کلاس‌های ω_u و ω_c می‌باشد و $P(\omega_i|t, \tau)$ ($i = u, c$) نیز احتمال پسین^۱ دو کلاس تغییر و عدم تغییر بوده که به درجه خاکستری t با در نظر گرفتن حدآستانه برابر با τ نسبت داده شده است. بر اساس نظریه بیز احتمال پسین می‌تواند بر حسب احتمال اولیه و تابع توزیع شرطی دو کلاس نوشته شود، یعنی:

$$P(\omega_i|t, \tau) = \frac{P(\omega_i)p(t|\omega_i, \tau)}{\sum_{j \in \{u, c\}} P(\omega_j)p(t|\omega_j, \tau)} \quad (11)$$

که در رابطه بالا $i = u, c$.

با جاگذاری (۱۱) در (۹)، حذف مخرج رابطه (۱۱) از محاسبات با احتساب یکی بودن آن برای دو حالت و انجام ساده‌سازی می‌توان نوشت:

$$c(t, \tau) = \begin{cases} -\ln P(\omega_u) - \ln p(t|\omega_u, \tau), & t \in R_{ut} \\ -\ln P(\omega_c) - \ln p(t|\omega_c, \tau), & t \in R_{ct} \end{cases} \quad (12)$$

تابع اخیر با عنوان "تابع هزینه" یاد شده و در واقع هزینه برچسب تغییر و یا عدم تغییر زدن به پیکسل‌ها را با توجه به حدآستانه τ ، مقداردی می‌کند. با برآورد $P(\omega_i)$ ($i = u, c$) از هیستوگرام تصویر آماره آزمون با استفاده از رابطه:

$$\hat{P}(\omega_i) = \sum_{t \in R_{it}} h(t), \quad i = \omega_u, \omega_c \quad (13)$$

و در نظر گرفتن یک تابع توزیع خاص به عنوان مدل آماری دو کلاس ω_u و ω_c و تخمین پارامترهای آن، $p(t|\omega_i, \tau)$ ($i = u, c$) نیز برآورد میشود. با انجام یک میانگین‌گیری از $c(t, \tau)$ روی کل تصویر آماره آزمون تابع معیار بدست می‌آید:

$$J(\tau) = \sum_t h(t)c(t, \tau) \quad (14)$$

با کمینه‌سازی این تابع معیار حدآستانه "کمینه خطا" بدست می‌آید؛ به عبارت دیگر، درجه خاکستری که

جایی که درجات خاکستری پیکسل‌های تصویری دارای توزیع آماری مستقل بوده و توابع توزیع و احتمالات اولیه مربوط به کلاس‌ها باید برآورد گردند. الگوریتم حدآستانه کیتلر و ایلینگورس عمل انتخاب حدآستانه را بر اساس برآورد پارامتریک مدل آماری دو کلاس تغییر و عدم تغییر تحت فرض گاوسین بودن (و یا در حالتی تعمیم-یافته، با فرض داشتن یک تابع چگالی احتمال از قبل تعیین شده) انجام می‌دهد. این الگوریتم در واقع مساله آشکارسازی تغییرات را به عنوان یک مساله طبقه‌بندی دو کلاس در نظر گرفته و با کمینه کردن تابعی با عنوان تابع معیار، بدست آمده بر اساس نظریه بیز، به حل مساله می‌پردازد. این روند انتخاب حدآستانه، کاملاً نظارت نشده بوده و در نهایت با انتخاب یک حدآستانه بهینه، τ ، دو فرض H_0 و H_1 را از هم تمیز می‌دهد به گونه‌ای که اگر درجه خاکستری پیکسل k ام را با t_k نشان دهیم، این پیکسل متعلق به کلاس H_0 بوده، اگر $t_k \leq \tau$ و در غیر این صورت، $t_k > \tau$ ، به کلاس H_1 تعلق دارد.

فرض کنید $h(T_{SRW})$ هیستوگرام تصویر فاصله SRW باشد، که مقادیر مربوط به پیکسل‌های تصویر فاصله SRW، T_{SRW} به n درجه خاکستری $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ رقومی‌سازی شده‌اند. الگوریتم K&I فرض می‌کند که هیستوگرام تصویر تنها منبع در اختیار برای انجام آشکارسازی تغییرات باشد. این الگوریتم هیستوگرام $h(T_{SRW})$ را به عنوان یک تقریب از تابع توزیع احتمال تصویر آماره SRW، $P(T_{SRW})$ ، (که همان گونه که ذکر شد، ترکیبی از دو جمعیت آماری کلاس‌های تغییر و عدم تغییر می‌باشد)، در نظر می‌گیرد. بنا بر الگوریتم K&I، یک حدآستانه بهینه τ ، در مجموعه $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ وجود دارد که به ازای آن می‌توان نوشت:

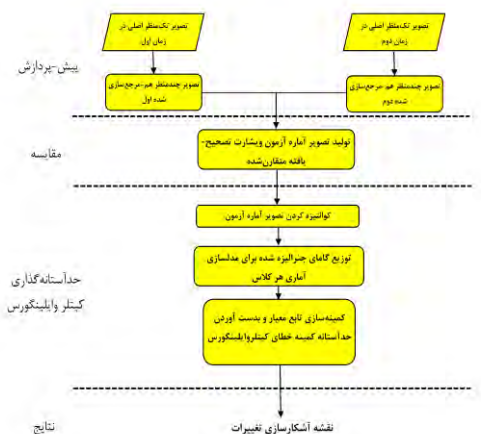
$$\begin{cases} p(T|\omega_u)P(\omega_u) \geq p(T|\omega_c)P(\omega_c), & t \leq \tau \\ p(T|\omega_u)P(\omega_u) < p(T|\omega_c)P(\omega_c), & t > \tau. \end{cases} \quad (8)$$

احتمال شرطی $c(t, \tau)$ طوری در نظر گرفته می‌شود که یک اسکالر به هر درجه خاکستری t نسبت می‌دهد به گونه‌ای که:

$$c(t, \tau) = \begin{cases} -\ln P(\omega_u|t, \tau), & t \in R_{ut} \\ -\ln P(\omega_c|t, \tau), & t \in R_{ct} \end{cases} \quad (9)$$

که در آن:

^۱ Posterior probabilities



شکل ۱- دیاگرام کلی روش پیشنهادی آشکارسازی تغییرات

۴-۱- پیش-پردازش

در این مرحله داده‌های پلاریمتری SAR در ابتدا نسبت به هم ثبت هندسی شده و بدین ترتیب داده‌های چندزمانه پلاریمتری SAR هم‌مرجع‌سازی شده و آماده انجام پردازش‌های بعدی می‌گردد. پس از آن داده‌های ماتریس کواریانس، چندمنظرسازی شده و آماده اجرای بخش اصلی آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات می‌گردند.

۴-۲- آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات

دو تصویر پلاریمتری SAR مربوط به داده‌های ماتریس کواریانس چندمنظر شده که نسبت به هم دارای مرجعی یکسان می‌باشند، پیکسل به پیکسل توسط رابطه (۴) مورد محاسبه قرار گرفته و یک عدد اسکالر مربوط به آماره آزمون SRW برای هر پیکسل بدست می‌آید. این عدد اسکالر که فاصله ماتریسی دو ماتریس کواریانس در دو تاریخ می‌باشد در واقع بیان‌گر مقدار تغییر احتمالی صورت گرفته در آن پیکسل بوده که هر چه مقدار بزرگتری داشته باشد، تغییر بزرگتری (چه ناشی از افزایش و چه ناشی از کاهش بازپراکنش راداری) در آن پیکسل رخ داده است. بنابراین برای کل تصویر پلاریمتری SAR یک تصویر یک-باندی فاصله SRW خواهیم داشت که باید وارد مرحله حدآستانه‌گذاری شود. آماره آزمون SRW از آن جهت در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت که این آماره علاوه بر اینکه از نظر تئوری آماری به توزیع ویشارت مربوط می‌شود، که تمام شرایط یک شبه متریک را دارا

کمترین مقدار تابع معیار را ارائه دهد، حدآستانه بهینه است؛ یعنی $\tau_{opt} = \arg \min\{J(\tau) : \tau = t_1, t_2, \dots, t_n\}$. بنا بر مدل آماری استفاده شده برای برآورد توابع توزیع شرطی دو کلاس، تابع هزینه و در نتیجه تابع معیار مربوطه بدست می‌آید. در الگوریتم اصلی K&I [۹]، مدل گاوسین برای توصیف آماری دو کلاس تغییر و عدم تغییر در نظر گرفته شده است. اگرچه فرض گاوسین بودن توابع توزیع برای دو کلاس از نظر تئوری آماری صحیح بوده اما در عمل، توزیع گاوسین قابلیت تطابق مناسب به هیستوگرام دو کلاس را در تصویر آماره آزمون SRW ندارد، بدین ترتیب به منظور مدل‌سازی دقیق‌تر هیستوگرام تصویری و توزیع آماری دو کلاس تغییر و عدم تغییر در آن باید از مدل‌های جامع‌تر و کامل‌تر برای دو کلاس بهره برد به گونه‌ای که انعطاف‌پذیری و استحکام بالایی داشته باشد و در عین حال نیز محاسبات سنگینی به همراه نداشته باشد [۵]. یکی از نوآوری‌های این تحقیق بکارگیری یک مدل جامع آماری برای برآورد هیستوگرام کلاس‌های تغییر و عدم تغییر در تصویر آماره آزمون SRW می‌باشد که به طور مفصل در بخش ۴-۲ به آن پرداخته شده است.

۴-۳ الگوریتم روش پیشنهادی

در این بخش جزئیات الگوریتم روش پیشنهادی آشکارسازی نظارت‌نشده تغییرات، شرح داده می‌شود. این مراحل شامل مرحله پیش-پردازش داده‌های رادار پلاریمتری، بخش کلی آشکارسازی تغییرات شامل مرحله تولید تصویر آماره آزمون ویشارت تصحیح یافته متقارن و مرحله حدآستانه‌گذاری و در نهایت مرحله ارزیابی نتایج می‌باشد. شمای کلی روش پیشنهادی آشکارسازی تغییرات که در این مقاله ارائه گردیده، در شکل ۱ نشان داده شده است:

κ_i و η_i مقادیر حقیقی مثبت می‌باشند که به ترتیب بیان-گر پارامترهای توان، شکل و مقیاس تابع چگالی احتمال می‌باشند. تابع توزیع گامای تعمیم یافته یک خانواده وسیع و غنی از توابع توزیع پارامتریک را شامل بوده و می‌تواند مدل سازی کند. به طور خاص، توابع توزیع نمایی^۲ (برای $v_i = 1, \kappa_i = 1$)، ریلی^۳ (برای $v_i = 2, \kappa_i = 1$)، ناکاگامی^۴ (برای $v_i = 2$)، ویبول^۵ (برای $\kappa_i = 1$) و گاما^۶ (برای $v_i = 1$) تعدادی از حالات خاص تابع توزیع گامای تعمیم یافته می‌باشد که به وفور در مطالعات علمی انجام شده تا کنون در نظر گرفته شده‌اند [۱۴].

برای تخمین سه پارامتر تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته، در این پژوهش ما از روش شناخته شده کیوکیولنت‌های لگاریتمی استفاده کردیم. این روش برآورد پارامتر که برای اولین بار در سال ۲۰۰۴، [۱۶]، ارائه شد، تبدیل به یکی از شناخته شده ترین و دقیق ترین روش های برآورد پارامتر گردید، که اخیرا در مطالعات زیادی راجع به تجزیه و تحلیل تصاویر رادار به کار گرفته شده است [۱۰] و [۱۴]. در [۱۷]، روش برآورد پارامتر کیومیولنت‌های لگاریتمی برای انتخابی از توابع توزیع احتمال اجرا و نشان داده شده است که این روش نسبت به روش معمول ممان‌ها، قابلیت اعمال به نمونه‌های کوچکتر را دارد و در عین حال سیستم‌های معادلات قابل حل تری را نیز ارائه می‌دهد؛ این در حالی است که روش بیشینه احتمال در برخی موارد حتی قابل اجرا نمی‌باشد.

در روش کیومیولنت‌های لگاریتمی، این مورد پیشنهاد شده که تبدیل ملین^۷ به جای تبدیل‌های معمول فوریه و لاپلاس به کار گرفته شود، تا بتوان توابع ویژگی نوع دوم^۸ را برای یک تابع چگالی احتمال دارای مقادیر مثبت تعریف کرد. به عبارتی برای یک متغیر مثبت، u با تابع چگالی احتمال $p(u)$ ، تبدیل ملین به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۶]:

$$\Phi_u(s) = \int_0^{+\infty} u^{s-1} p(u) du \quad (16)$$

^۲ Exponential

^۳ Rayleigh

^۴ Nakagammi

^۵ Weibull

^۶ Gamma

^۷ Mellin transform

^۸ Second-kind characteristic functions

بوده و در آشکارسازی تغییرات داده‌های پلاریمتری SAR می‌تواند موثر واقع شود.

در این مقاله، فرایند حدآستانه‌گذاری از طریق روش کیتلر و ایلینگورس صورت گرفته که سهولت اجرا و اثربخشی بالا آن را تبدیل به یکی از دقیق ترین الگوریتم-های حدآستانه‌گذاری در آشکارسازی نظارت نشده تغییرات نموده است [۱۰]. از این رو این روش با در نظر گرفتن تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته برای دو کلاس تغییر و عدم تغییر در طی الگوریتم، در این مقاله پیاده سازی و اجرا شده است. به طور خاص، اول تصویر فاصله سازی در طی یک مرحله رقومی سازی، به L درجه خاکستری $\{0, 1, \dots, L-1\}$ رقومی سازی شده -این مرحله برای اجرای الگوریتم کمینه خطای کیتلر و ایلینگورس لازم می‌باشد- و پس از آن این تصویر رقومی سازی شده وارد فرایند حدآستانه‌گذاری می‌گردد تا نقشه نهایی تغییر/عدم تغییر با اعمال حدآستانه کمینه خطای بدست آمده به عنوان خروجی الگوریتم، بدست آید.

۴-۲-۱- مدل آماری

همان طور که در تئوری الگوریتم K&I در بخش ۳ توضیح داده شد، برای مدل سازی آماری کلاس های تغییر و عدم تغییر باید یک تابع توزیع مطلوب بکار گرفته شود. تابع توزیع گامای تعمیم یافته با داشتن سه پارامتر در تابع چگالی احتمال خود یک فرم انعطاف پذیر ارائه می‌دهد و بدین ترتیب قابلیت این را دارد که به هیستوگرام دو کلاس تغییر و عدم تغییر به خوبی فیت شود [۱۴]. از این رو، در این پژوهش، این تابع توزیع، به منظور مدل سازی آماری دو کلاس تغییر و عدم تغییر استفاده شده است. تابع توزیع گامای تعمیم یافته، که برای اولین بار توسط استیسی^۱ [۱۵] ارائه شد دارای تابع چگالی احتمالی به صورت:

$$p(t|i, v_i, \kappa_i, \eta_i) = \frac{|v_i|}{\eta_i \Gamma(\kappa_i)} \left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{\kappa_i v_i - 1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{v_i}\right] \quad (15)$$

می‌باشد. برای این رابطه $i = u, c$ و $\Gamma(z)$ نشان دهنده تابع گاما، $\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{z-1} dt$ ، بوده و v_i

^۱ Stacy

این تبدیل با عنوان "اولین تابع ویژگی نوع دوم" یاد می‌شود. "دومین تابع ویژگی نوع دوم" توسط لگاریتم طبیعی $\Phi_u(s)$ تعریف می‌گردد:

$$\psi_u(s) = \ln \Phi_u(s) \quad (17)$$

بدین ترتیب "ممان نوع دوم مرتبه m ", $\tilde{m}_r$ و "کیومیولنت نوع دوم مرتبه m ", $\tilde{k}_r$ ، همانند تعاریف ممان و کیومیولنت‌های اولیه تعریف می‌شود [۱۶]:

$$\tilde{m}_r = \frac{d^r}{ds^r} \Phi_u(s) \Big|_{s=1} = \int_0^{+\infty} (\ln u)^r p(u) du$$

$$\tilde{k}_r = \frac{d^r}{ds^r} \psi_u(s) \Big|_{s=1} \quad (18)$$

با توجه به (۱۸)، ممان‌های نوع دوم با عنوان ممان-های لگاریتمی و به شکلی مشابه، کیومیولنت‌های نوع دوم، کیومیولنت‌های لگاریتمی نامیده می‌شود. برای یک مجموعه $\{x_i\}_{i=1}^n$ ، که اعضای آن از لحاظ آماری از هم مستقل‌اند، برآورد نمونه‌ای کیومیولنت‌ها از طریق روابط زیر بدست می‌آید:

$$\hat{k}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i, \quad \hat{k}_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\ln x_i - \hat{k}_1]^r \quad (19)$$

که در آن $r = 2, 3$ با محاسبه این برآورد از طریق نمونه‌های موجود، ما قادر به انجام آن خواهیم بود که سیستم معادلاتی را که روش کیومیولنت‌های لگاریتمی تعریف می‌کند، حل کرده و به برآوردی از پارامترهای تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته برسیم. این معادلات، کیومیولنت‌های لگاریتمی را به صورت توابعی از پارامترهای تابع چگالی احتمال، بیان می‌کند. با معکوس-سازی و حل این دستگاه معادلات، به صورت تحلیلی و یا عددی می‌توان به پارامترهای برآورد شده برای تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته رسید. این روش، معادلات زیر را برای توزیع گامای تعمیم یافته تعریف می‌کند:

$$\tilde{k}_{1i} = \ln \sigma_i + \frac{\Psi(\kappa_i)}{\nu_i}$$

$$\tilde{k}_{2i} = \frac{\Psi(1, \kappa_i)}{\nu_i^2}$$

$$\tilde{k}_{2i} = \frac{\Psi(2, \kappa_i)}{\nu_i^3} \quad (20)$$

برای $i = u, c$ در بالا $\Psi(s) = \left(\frac{d}{ds}\right) \ln \Gamma(s)$ تابع دی‌گاما^۱ بوده و $\Psi(n, s) = \left(\frac{d^{n+1}}{ds^{n+1}}\right) \ln \Gamma(s)$ تابع پلی-گاما^۲ی مرتبه n می‌باشد. با در نظر گرفتن رابطه (۲۰)، برآوردهای $\hat{k}_{1i}$ ، $\hat{k}_{2i}$ و $\hat{k}_{3i}$ بر اساس هیستوگرام تصویر SRW برای هر حدآستانه $\tau \in \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ براساس روابط زیر بدست می‌آید:

$$\hat{k}_{1i\tau} = \frac{\sum_{t \in R_{i\tau}} h(t) \ln t}{\sum_{t \in R_{i\tau}} h(t)}, \quad \hat{k}_{ri\tau} = \frac{\sum_{t \in R_{i\tau}} h(t) (\ln t - \hat{k}_{1i\tau})^r}{\sum_{t \in R_{i\tau}} h(t)} \quad (21)$$

برای $i = u, c$ و $r = 2, 3$ با ترکیب روابط (۲۰) و (۲۱)، به یک تابع پیوسته و یکنواخت از پارامتر κ_i به صورت $\frac{\tilde{k}_{2i\tau}^3}{\tilde{k}_{3i\tau}^2} = \frac{\Psi(1, \kappa_{i\tau})^3}{\Psi(2, \kappa_{i\tau})^2}$ خواهیم رسید که با جاگذاری برآوردهای $\hat{k}_{2i\tau}$ و $\hat{k}_{3i\tau}$ در رابطه اخیر و حل عددی معادله می‌توان به دست یافت. طبق روابط (۲۰) و با توجه به این مورد که $\Psi(2, \kappa_{i\tau}) < 0$ ، دو پارامتر دیگر از طریق:

$$\hat{v}_{i\tau} = \operatorname{sgn}(-\hat{k}_{3i\tau}) \sqrt{\frac{\Psi(1, \hat{\kappa}_{i\tau})}{\hat{k}_{2i\tau}}}$$

$$\hat{\eta}_{i\tau} = \exp \left[\hat{k}_{1i\tau} - \frac{(\Psi(\hat{\kappa}_{i\tau}) - \ln \hat{\kappa}_{i\tau})}{\hat{v}_{i\tau}} \right] \quad (22)$$

محاسبه می‌شود؛ که در آن $\operatorname{sgn}(\cdot)$ تابع علامت^۳ می‌باشد. ذکر این نکته مهم، ضروری است که شرط قابلیت اجرا بودن روش کیومیولنت‌های لگاریتمی برای تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته به صورت زیر می‌باشد:

$$\hat{k}_{2i\tau} \geq 0.63 |\hat{k}_{3i\tau}|^{2/3} 1^{11} \quad (23)$$

به عبارتی برای توزیع گامای تعمیم یافته، دستگاه معادلات کیومیولنت‌های لگاریتمی با نمونه‌هایی قابل اجرا است که شرط اخیر را برآورده کند.

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

روش آشکارسازی تغییرات ارائه شده در این مقاله، بر روی دو نوع داده پلاریمتری SAR شبیه‌سازی شده و واقعی تست گردید و نتایج این دو آزمایش مورد تجزیه و

^۱ Digamma

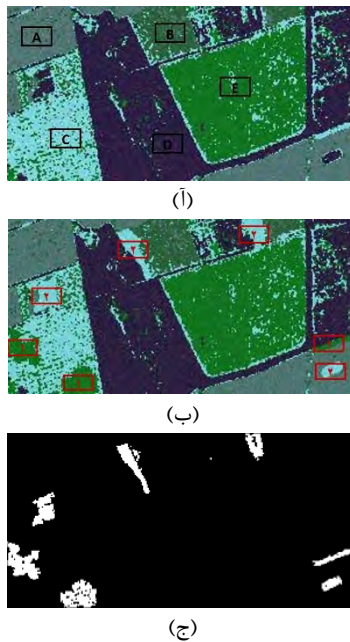
^۲ Polygamma

^۳ Sign function

تحلیل قرار گرفت. در این بخش به شرح داده‌های مورد استفاده و تجزیه و تحلیل نتایج می‌پردازیم.

۵-۱- داده پلاریمتری SAR شبیه‌سازی شده

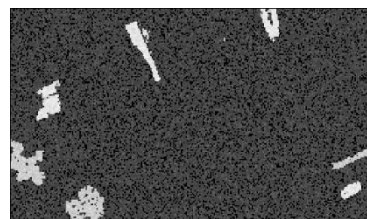
روش نظارت نشده آشکارسازی تغییرات ارائه شده در این مقاله، روی یک داده پلاریمتری SAR شبیه‌سازی شده با ابعاد 150×300 پیکسل مورد تست قرار گرفت. در این داده دو تصویر پلاریمتری SAR متشکل از پنج کلاس دارای توزیع ویشارت با تعداد منظر $L = 14$ و Σ محاسبه شده از نمونه‌هایی از داده‌های واقعی، شبیه‌سازی شد که در داده دوم - که نشان دهنده داده زمان دوم می‌باشد - دو گونه از تغییرات اعمال گردید. شکل ۲ ترکیب پائولی برای این دو داده به همراه نقشه تغییرات آزمون را نشان می‌دهد. مرز بین کلاس‌ها از یک تصویر طبقه‌بندی شده از یک منطقه کشاورزی در شهر فولوم^۱ در کشور دانمارک بدست آمده است. این منطقه کشاورزی دارای چندین محصول و در بخش‌های نیز دارای پوشش جنگلی می‌باشد. در زیر تصویر انتخاب شده پنج نوع پوشش زمینی، که با کلاس‌های A تا E در تصویر علامت‌گذاری شده‌اند، وجود دارد که پارامتر L و Σ مربوط به این کلاس‌ها از یک داده پلاریمتری مورد دسترس از منطقه استخراج شده و در شبیه‌سازی داده پلاریمتری مورد استفاده قرار گرفته است. پس از شبیه‌سازی داده زمان اول، تصویر پلاریمتری SAR زمان دوم - با انجام دو گونه مختلف از تغییرات نسبت داده زمان اول - شبیه‌سازی گردید. در اولین گونه از تغییرات در بخش‌هایی از تصویر که با شماره ۱ در شکل ۲-آ برچسب‌گذاری شده است، پوشش زمینی را از کلاس E به کلاس C تغییر دادیم؛ با انجام این کار تغییرات ناشی از افزایش بازپراکنش راداری شبیه‌سازی گردید. در دسته دوم از تغییرات در بخش‌هایی از داده شبیه‌سازی شده زمان اول کلاس D به کلاس C تغییر پیدا کرد تا تغییرات ناشی از کاهش بازپراکنش رادار نیز شبیه‌سازی شود. این تغییرات با شماره ۲ در شکل ۲-آ برچسب‌گذاری گردیده‌اند. با اعمال این دو گونه از تغییرات بر آن بودیم که قابلیت الگوریتم را برای این دو نوع مختلف از تغییرات مورد سنجش قرار دهیم.



شکل ۲- داده پلاریمتری SAR شبیه‌سازی شده (آ) تصویر تست زمان اول (ب) تصویر تست زمان دوم (ج) نقشه معیار تغییرات (در این نقشه رنگ سفید نشان دهنده بخش‌های تغییر و رنگ سیاه پیکسل‌های عدم تغییر را نشان می‌دهد).

با اعمال فاصله ویشارت تصحیح‌یافته به داده ماتریس کواریانس چندمنظر شبیه‌سازی شده به تصویر نشان داده شده در شکل ۳-آ می‌رسیم. در واقع با اعمال پیکسل به پیکسل رابطه (۶) روی این دو داده شبیه‌سازی شده تصویر آماره آزمون SRW بدست آمد. باید خاطرنشان کرد که در این تصویر مناطق روشن‌تر (با درجات خاکستری بیشتر) مربوط به تغییرات بزرگتر بوده و متعاقباً هر چه به سمت مناطق سیاه‌تر (با درجه خاکستری کمتر) می‌رویم با تغییرات کمتری در ماتریس کواریانس چندمنظر مواجه بوده‌ایم. با انجام رقومی‌سازی این تصویر از مقدار ۰ تا بیشینه مقدار آماره آزمون، این تصویر آماده قرار گرفتن در مرحله مهم حد آستانه‌گذاری می‌گردد. با مدلسازی آماری دو کلاس تغییر و عدم تغییر با تابع چگالی احتمال گامای تعمیم یافته در الگوریتم کمینه خطای K&I نقشه تغییرات با کمینه خطا بدست می‌آید. این نقشه تغییرات در شکل ۳-ب نمایش داده شده است. با توجه به نقشه تغییرات و تصویر آماره آزمون SRW می‌توان به قابلیت بالای الگوریتم در آشکارسازی تغییرات شبیه‌سازی شده پی برد.

^۱ Fuloum



(آ)



(ب)

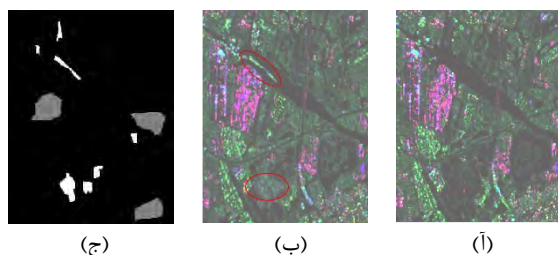
شکل ۳- (آ) تصویر آماره آزمون و (ب) نقشه تغییرات بدست آمده از اعمال الگوریتم K&I پیشنهادی روی داده پلاریمتری SAR تست شبیه سازی شده (در (ب) رنگ سفید پیکسل های تغییر و رنگ خاکستری به منظور نمایش پیکسل های عدم تغییر استفاده شده است).

دقت آشکارسازی یا به عبارتی درصد پیکسل های تست تغییر که به درستی برچسب تغییر اخذ نموده اند، برای این آزمایش مقدار بالای ۹۹/۶٪ بدست آمد که حاکی از آشکارسازی تقریباً همه تغییرات شبیه سازی شده توسط الگوریتم کمیته خطای ارائه شده در این پژوهش می باشد. علاوه بر این مقدار نرخ خطای کلی (درصد پیکسل هایی که به غلط برچسب دهی شده اند) بسیار پایین ۰/۰۱٪ برای الگوریتم ارائه شده که دقیقاً برابر با مقدار نرخ خطای کلی روش بهینه ارزیابی^۱ این روش با داشتن نقشه تغییرات آزمون، هر کدام از مقادیر درجه خاکستری را به عنوان حد آستانه در نظر گرفته و در نهایت حد آستانه ای را انتخاب می کند که کمترین نرخ خطای کلی را دارا باشد؛ بدین ترتیب روشی برای ارزیابی یک الگوریتم آشکارسازی تغییرات بر حسب نرخ خطای کلی می باشد [۱۰]- بیان گر آشکارسازی تغییرات با کمترین خطا توسط الگوریتم ارائه شده می باشد.

۵-۲- یک داده واقعی پلاریمتری SAR

در طی این آزمایش، الگوریتم ارائه شده بر روی یک داده ماهواره ای متشکل از یک زیرتصویر (۲۳۳×۳۰۰) پیکسل از دو تصویر پلاریمتری SAR ماهواره رادارست-۲^۲

اعمال گردید. این داده ها از روی شهر سوژو^۳ در کشور چین، در دو تاریخ ۹ آوریل ۲۰۰۹ و ۱۵ ژوئن ۲۰۱۰ اخذ گردیده است. بین این دو تاریخ، ما با یک سری از تغییرات روی سطح زمین مواجهیم. همان طور که در تصاویر ترکیب پائولی این دو داده پلاریمتری در شکل ۴-آ و ۴-ب مشاهده می شود، دو گونه عمده از تغییرات در فاصله زمانی بین دو تاریخ اخذ داده رخ داده است. در بخش بالا سمت چپ منطقه در زمان دوم کشتی استخراج وجود دارد که در زمان اول پوشش زمینی آب رودخانه می باشد. بخش دوم عمده تغییرات در منطقه، مربوط به بخش های پایینی منطقه می باشد که در آن، در داده زمان دوم یک پارک با تالاب هایی از درخت های سدر احداث شده که در زمان اول، پوشش زمینی آب و جاده می باشد. این دو تغییرات عمده در شکل ۴-ب نشان داده شده اند. یک نقشه مبنای تغییرات نیز که شامل ۳۰۷۱ پیکسل عدم تغییر و ۱۳۲۰ پیکسل تغییر است، که در دسترس بوده، در شکل ۴-ج نمایش داده شده است.



(ج)

(ب)

(آ)

شکل ۲- جزئیات داده پلاریمتری SAR باند C ماهواره رادارست-۲ در دو تاریخ (آ) ۹ آوریل ۲۰۰۹ و (ب) ۱۵ ژوئن ۲۰۱۰ از شهر سوژو در چین. (ج) نقشه معیار تغییرات که در آن پیکسل های عدم تغییر با رنگ خاکستری و پیکسل های تغییر با رنگ سفید نشان داده شده است.

در این بخش به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد آشکارسازی نظارت نشده تغییرات با داشتن اطلاعات مختلف از ماتریس کواریانس، الگوریتم ارائه شده بر روی سه مورد: ۱- تنها استفاده از باند HV ۲- استفاده از ماتریس کواریانس، اما در حالت آزمون و ۳- استفاده از ماتریس کواریانس کامل اعمال گردید. تصاویر آماره آزمون برای حالات بالا به ترتیب در شکل های ۵-آ، ۵-ج و ۵-د نمایش داده شده است. با دقت در این تصاویر می توان به این نتیجه رسید که با داشتن اطلاعات کامل تر از ماتریس کواریانس تغییرات بیشتری توسط آماره آزمون SRW

^۳ Suzhou

^۱ Test optimal method
^۲ Radarsat-2

که در نتیجه با یک نقشه تغییرات نویزی در حالت تقارن آزمون‌تی مواجه‌ایم (شکل ۶-د).

جدول ۱- نتایج آشکارسازی با داشتن اطلاعات مختلف از ماتریس کواریانس چندمنظر

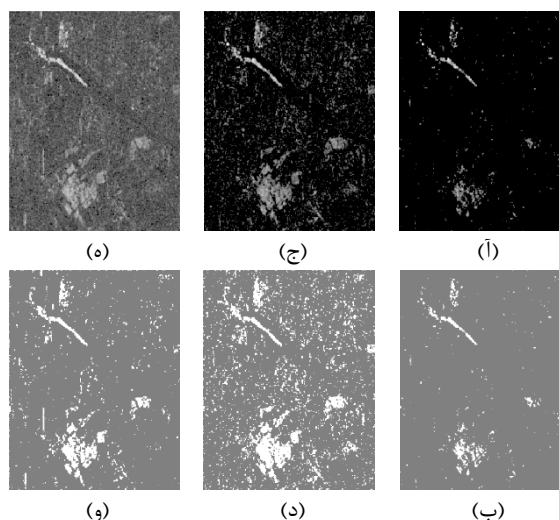
حالت پلاریمتری	دقت آشکارسازی	نرخ هشدار اشتباه	نرخ خطای کلی
تنها باند HV	۵۶/۶٪	۰/۰٪	۱۳/۰٪
تقارن آزمون‌تی	۹۵/۹٪	۵/۷٪	۵/۲٪
پلاریمتری کامل	۹۰/۲۲٪	۰/۸۱٪	۳/۵٪

۵-۲-۱- مساله برآورد پارامتر

یکی از مهم‌ترین بخش‌های الگوریتم حد آستانه‌گذاری K&I، برآورد تابع چگالی احتمال برای مدل‌سازی دو کلاس تغییر و عدم تغییر می‌باشد. بنابراین در این بخش از مقاله، کیفیت و "صحت انطباق" تابع توزیع گامای تعمیم یافته برآورد شده بر هیستوگرام دو کلاس تغییر و عدم تغییر در تصویر آماره آزمون SRW، با داشتن حالت ماتریس کواریانس کامل، مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور ضریب همبستگی بین هیستوگرام‌های دو کلاس تغییر و عدم تغییر در تصویر آماره آزمون SRW و تابع چگالی احتمال برآورد شده برای هر کدام از این هیستوگرام‌ها محاسبه گردید که به ترتیب برابر با ۰/۹۷ و ۰/۷۲ می‌باشد؛ انطباق مناسب تابع احتمال برآورد شده را با هیستوگرام‌های مربوطه می‌توان از لحاظ بصری نیز با توجه به شکل ۶ تایید کرد.

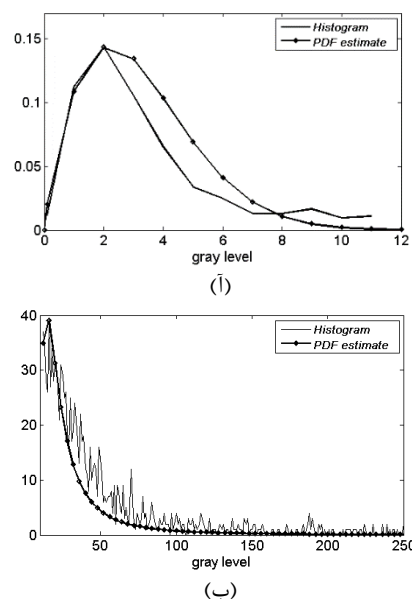
باید خاطرنشان کرد که هیستوگرام کلاس تغییر، شکل ۶-ب، که در حالت کلی تک-قله‌ای بوده اما با فراز و نشیب‌های فراوانی همراه است، بخوبی توسط تابع توزیع گامای تعمیم یافته مدلسازی گردیده است؛ این خود، حاکی از یک برآورد پارامتر تابع توزیع مناسب و قابل قبول بوده که از روش کیومولنت‌های لگاریتمی بدست آمده است.

آشکارسازی گردیده‌اند که این مورد اهمیت هر چهار باند کامل پلاریمتری را با داشتن ماتریس کواریانس کامل در آشکارسازی هر چه دقیق‌تر تغییرات نشان می‌دهد. با اعمال روش حد آستانه‌گذاری کمینه خطای K&I، که در آن هیستوگرام دو کلاس تغییر و عدم تغییر با توزیع گامای تعمیم یافته مدل‌سازی گردیده است، می‌توان به نتایج نقشه‌های تغییرات در هر یک از حالات دست یافت که این نتایج در شکل‌های ۵-ب، ۵-د و ۵-و نشان داده شده است. با توجه به این نتایج آشکارسازی، با داشتن اطلاعات کمتر پلاریمتری در حالت اول (شکل ۵-ب) به نتایج با دقت پایینی رسیدیم؛ این در حالی است که با در نظر گرفتن حالت آزمون‌تی برای ماتریس کواریانس (شکل ۵-د) نیز نقشه تغییرات دارای خطای زیادی می‌باشد و در نهایت دقیق‌ترین و در عین حال کم‌خطاترین نتایج مربوط به حالت ماتریس کواریانس کامل است (شکل ۵-و).



شکل ۵- تصاویر آماره آزمون SRW و نقشه‌های تغییرات بدست آمده از اعمال الگوریتم کمینه خطای بدست آمده با داشتن اطلاعات پلاریمتری مختلف. (آ)-(ب) تنها باند HV از ماتریس کواریانس چندمنظر (ج)-(د) ماتریس کواریانس اما در حالت تقارن آزمون‌تی (ه)-(و) ماتریس کواریانس چند منظر پلاریمتری کامل

ارزیابی عددی نتایج آشکارسازی که در جدول ۱ نمایش داده شده است نیز بر این مورد صحت می‌گذارد که حالات تقارن آزمون‌تی و ماتریس کواریانس کامل با داشتن اطلاعات کامل‌تر از باندهای پلاریمتری مختلف نسبت به حالت تنها یک باند HV، نتایج آشکارسازی با دقت بالاتری ارائه می‌دهد و همچنین دقت بالاتر آشکارسازی در حالت تقارن آزمون‌تی نسبت به حالت ماتریس کواریانس کامل، با نرخ هشدار اشتباه و نرخ خطای کلی بالاتر نیز همراه است



شکل ۶- داده پلاریمتری واقعی با داشتن ماتریس کواریانس چندمنظر پلاریمتری کامل؛ نمودارهای هیستوگرام دو کلاس (آ) عدم تغییر و (ب) تغییر همراه با تابع توزیع گامای تعمیم یافته برآورد شده در الگوریتم K&I.

۶- نتیجه گیری

در مقاله حاضر یک روش آشکارسازی نظارت نشده تغییرات در داده‌های چند منظر پلاریمتری SAR ارائه گردیده است. نتایج عددی اعمال الگوریتم ارائه شده بر روی داده‌های شبیه سازی شده و واقعی پلاریمتری کامل نشان می‌دهد که با داشتن اطلاعات بیشتر از پلاریزاسیون‌های مختلف در تصاویر پلاریمتری کامل نسبت به تصاویر تک-بانده SAR دقت روش آشکارسازی نظارت نشده تغییرات نیز افزایش می‌یابد. از طرفی مقایسه روش کمینه خطای ارائه شده در این مقاله با روش بهینه ارزیابی (که در این روش کلیه درجات خاکستری به عنوان حد آستانه امتحان گردیده و درجه خاکستری دارای نقشه تغییرات کمترین نرخ خطای کلی به عنوان حد آستانه انتخاب می‌شود)، دقت بالای دارای کمترین خطای الگوریتم ارائه شده را

مراجع

- [1] Park, S. E., Yamaguchi, Y., and Kim, D.J. (2011) "Polarimetric SAR remote sensing of the 2011 Tohoku earthquake using ALOS/PALSAR." Remote. Sens. Environ. no. 6, pp. 212–220.
- [2] Conradsen, K., Nielsen, A. A., Schou, J., and Skriver, H. (2003) "A test statistic in the complex Wishart distribution and its application to change detection in polarimetric SAR data." IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. vol. 41, no. 1, pp. 4–19.

- [3] Akbari, V., Doulgeris, A., and Etloft, T. (2014) "Monitoring glacier changes using multitemporal multipolarization SAR images." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 52, no. 6, pp. 3729–3741.
- [4] Marino, A., Cloude, S.R., Sanchez, J. M. L. (2014) "A new polarimetric change detector in radar imagery." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 51, no. 5, pp. 2986–3000.
- [5] Bazi, Y., Bruzzone, L., Melgani, F. (2005) "An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 43, no. 4, pp. 874–887.
- [6] Kersten, P. R., Lee, J-S., and Anisworth, T. L. (2005) "Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering and EM clustering." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 43, no. 3, pp. 519–527.
- [7] Kersten, P. R., Lee, J-S., and Anisworth, T. L. (2005) "A comparison of change detection statistics in POLSAR images." in *Proc. IGARSS, Seoul, Korea, Jul. 25–29*, pp. 4836–4839.
- [8] Akbari, V., Anfinson, S. N., Doulgeris, A. P., and Etloft, T. (2013) "The Hotelling-Lawley trace statistic for change detection in polarimetric SAR data under the complex Wishart distribution." in *Proc. IEEE Int. Geosc. Remote Sens. Symp. IGARSS 2013, Melbourne, VIC*, pp. 4162–4165.
- [9] Akbari, V., S. N. Anfinson, A. P. Doulgeris, T. Eltoft, G. Moser, and S. B. Serpico: Polarimetric SAR Change Detection with the Complex Hotelling-Lawley Trace Statistic, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2016, in press.
- [10] Anfinson, S. N., Jenssen R. and Etloft, T. (2007) "Spectral Clustering of Polarimetric SAR Data with Wishart-derived Distance Measures." in *Proc. POLINSAR'07. Frascati, Italy*.
- [11] Ghanbari, M., Akbari, V., Abkar, A. A., and Sahebi, M. R. (2015) "A Test Statistic Based on Wishart Distribution for Unsupervised Change detection in Multilook Polarimetric SAR Data." *Journal of Radar*. vol. 4, pp. 39-49 (in Persian).
- [12] Kittler, J., Illingworth, J. (1986) "Minimum error thresholding" *Pattern Recognit.* . vol. 19, no. 1, pp. 41–47.
- [13] Moser, G., Serpico, S. B. (2006) "Generalized minimum error thresholding for unsupervised change detection from SAR amplitude imagery." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 44, no. 10, pp. 2972–2982.
- [14] Van Zyl, J. J., Ulaby, F. T. (1990) "Scattering matrix representation for simple targets." in *Radar Polarimetry for Geoscience Applications*, F. T. Ulaby and C. Elachi, Eds. Norwood, MA: Artech House.
- [15] Lee, J.-S., Grunes M. R., and Kwok R. (1994) "Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution." *International Journal of Remote Sensing*. vol. 15, pp. 2299–2311.
- [16] Akbari, V. (2013) "Multitemporal analysis of multipolarization synthetic aperture radar images for robust surface change detection." dissertation for the degree of Philosophiae Doctor. Faculty of science and technology, department of physics and technology. University of Tromso, Norway.
- [17] Yifang, B. Yousif, O. A. (2012) "Multitemporal spaceborne SAR data for urban change detection." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. vol. 5, no. 4, pp. 1087–1094.
- [18] Stacy, E. W. (1962) "A generalization of the Gamma distribution." *The annals of mathematical statistics*. pp. 1187–1192.
- [19] Tison, C., Nicolas, J.-M., Tupin, F., and Maitre, H. (2004) "A New Statistical Model for Markovian Classification of Urban Areas in High-Resolution SAR Images." *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* vol. 42, no. 10, pp. 2046–2057.
- [20] Vladimir A. K., Moser, G., Serpico, S. B., Zerubia, J. (2013) "On the method of logarithmic cumulants for parametric probability density function estimation." *IEEE Trans. Image Processing*. vol. 22, no. 10, pp. 3791–3806.