

ارزیابی موجک‌های جدایی‌پذیر، ایستا و دو درختی مختلط برای کاهش نویز اسپکل بر اساس آستانه‌گیری بیزین و آستانه‌گیری BiShrink

نیکو فرهنگ‌ی^(۱) - صدیقه غفرانی^(۲)

(۱) کارشناس ارشد - گروه برق مخابرات، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(۲) دانشیار - گروه برق مخابرات، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۵/۳ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۹/۲۱

خلاصه: وجود اسپکل به عنوان نویز ضرب شونده در تصاویر پرکاربرد اولتراسوند و رادار، باعث کاهش میزان درک تصویر می‌شود. بنابراین کاهش اسپکل قبل از پردازش‌هایی مانند بخش‌بندی، لبه‌یابی، تشخیص و رهگیری هدف، ضروری است. بطور کلی کاهش نویز در دو حوزه مکان و یا تبدیل انجام می‌شود که در این مقاله تمرکز ما حوزه تبدیل است. روش بیزین و روش BiShrink که روش دو متغیره بیزین می‌باشد، در حوزه‌ی تبدیل موجک جدایی‌پذیر، موجک ایستا و موجک دو درختی مختلط پیاده‌سازی می‌شود و با استفاده از آستانه‌گیری، به مقابله با نویز اسپکل پرداخته می‌شود. بر اساس نتایج تجربی حاصل از شبیه‌سازی، تبدیل موجک دو درختی مختلط به دلیل تفکیک بخش حقیقی و مجازی در حذف نویز اسپکل عملکرد بهتری دارد. همچنین روش BiShrink نسبت به روش بیزین کارآمدتر است. برای مقایسه عملکرد روش‌های مختلف از تصاویر تست استاندارد لنا و بارابرا و تصویر واقعی SAR استفاده شده و معیارهای کمی MSE، PSNR، SSIM، ENL و NV به کار گرفته شده است. همچنین به منظور ارزیابی میزان تنک بودن ضرایب، هیستوگرام آنها نمایش داده شده و انحراف معیار متوسط برای همه زیرباندها محاسبه شده است.

کلمات کلیدی: روش بیزین، روش Bishrink، تبدیلات موجک جدایی‌پذیر، ایستا و دو درختی مختلط.

Evaluating Separable, Stationary, and Dual-Tree Wavelets for Despeckling Based on Bayesian and Bishrink Thresholding

Nikou Farhangi⁽¹⁾ - Sedigheh Ghofrani⁽²⁾

(1) MSc – Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Tehran South Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

st_n_farhangi@azad.ac.ir

(2) Associate Professor - Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Tehran South Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

s_ghofrani@azad.ac.ir

Abstract: The presence of speckle as multiplicative noise in ultrasound and radar images defects the image perception. Therefore, it is necessary to reduce the speckle before processing tasks such as segmentation, edge detection, and target navigation. In general, denoising is performed either in spatial or transform domain where in this paper, we focused on transform domain. Bayesian method and BiShrink approach which is the two-variable Bayesian, are addressed in the domains of separable, stationary, and dual-tree wavelets for speckle noise reduction by thresholding. Based on simulation results, the dual-tree wavelet is appropriate because of being separate for the real and imaginary parts. In addition, the BiShrink method is more efficient than the Bayesian. To compare the performance of different methods, the standard Lena and Barabra test images are used. MSE, PSNR, SSIM, ENL and NV are computed as quantitative criteria. Also, in order to evaluate the coefficients sparsity, the histograms are shown and the average standard deviation values for all subbands are obtained.

Index Terms: Bayesian method, Bishrink approach, separable and stationary and dual tree wavelets.

۱- مقدمه

وجود اسپکل به عنوان نویز ضرب شونده، میزان درک تصویر را تا حد زیادی کاهش می‌دهد. این نویز در تصاویر پرکاربرد امروزی من جمله تصویر اولتراسوند در تصویر برداری پزشکی و رادار روزه ترکیبی (SAR^۱) در موارد نظامی، جغرافیایی، اکتشافات علمی، نقشه‌برداری و نظارت بر سطح زمین، محدودیت ایجاد می‌کند. لذا قبل از پردازش تصویر مانند بخش‌بندی، تشخیص لبه، تشخیص و رهگیری هدف، ابتدا باید برای کاهش اسپکل از تصاویر، تلاش نمود تا خطا در خروجی الگوریتم‌ها کاهش یابد. اگرچه حذف اسپکل ضروری است، اما در طول روند انجام کار، توجه به حفظ ساختار تصویر و جزئیات آن اهمیت دارد.

روش‌های حذف نویز اسپکل به طور عمده در دو حوزه مکان و حوزه تبدیل انجام می‌شود. بکارگیری فیلترهای مکانی، پیچیدگی محاسباتی کمتری دارد اما موجب تاری تصویر می‌شوند یا جزئیات تصویر حفظ نمی‌شود. در مقایسه، فیلترهای حوزه تبدیل کارآمدتر هستند [۱].

معروف‌ترین تبدیل چند مقیاسی، تبدیل موجک است. تبدیل موجک عملکرد مناسبی با توجه به خواصی مانند تنک بودن و ساختار چند وضوحی در حذف نویز دارد. از نسخه‌های بهبود یافته تبدیل موجک، می‌توان به موجک دو درختی مختلط [۲]، موجک جدایی‌پذیر [۳] و موجک ایستا [۴] اشاره نمود.

متداول‌ترین روش حذف نویز در حوزه تبدیل، بر اساس آستانه‌گیری است [۵، ۶] که مشکل اصلی آن یافتن مقدار آستانه مطلوب است. روش بیزین [۷-۱۰] و BiShrink [۱۰-۱۲] مقدار آستانه را بطور وقتی یعنی منطبق با هر زیرباند تعیین می‌کنند. روش آستانه‌گیری BiShrink روش دو متغیره بیزین است که بر اساس وابستگی آماری بین ضرایب عمل می‌کند. روش BiShrink اولین بار در سال ۲۰۰۲ در حوزه تبدیل موجک [۱۳] پیاده‌سازی شد.

اگرچه در مقاله [۱۰]، نویسندگان کارآمدی بکارگیری دو روش آستانه‌گیری بیزین و آستانه‌گیری BiShrink در حوزه تبدیل شیرلت را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند، در این مقاله دو روش مذکور به هنگام بکارگیری انواع تبدیلات موجک و به منظور کاهش نویز اسپکل با یکدیگر مقایسه شده است. تبدیل موجک، معروف‌ترین تبدیل چندمقیاسی است که در این تحقیق سه نسخه از آن یعنی تبدیل موجک جدایی‌پذیر با نام WT(1)، تبدیل موجک ایستا با نام WT(2) و تبدیل موجک دو درختی مختلط با نام WT(3) استفاده شده‌اند.

ساختار مقاله در بخش‌های بعدی به این ترتیب است که در بخش دوم، مدل نویز اسپکل به عنوان عامل معیوب‌کننده نتایج بصری معرفی می‌شود. در بخش سوم، حذف نویز اسپکل بر اساس روش بیزین و آستانه‌گیری BiShrink بیان می‌شود. در بخش چهارم نتایج به دست آمده بر اساس شبیه‌سازی برای نسخه‌های مختلف تبدیل موجک آورده شده و در بخش پنجم، جمع‌بندی و ارائه پیشنهادات خواهد بود.

۲- مدل نویز اسپکل

اسپکل یک نویز ضرب‌شونده است که کیفیت تصاویر را کاهش داده و در نتیجه تحلیل تصاویر با مشکل مواجه می‌شود. به طور کلی نویز اسپکل به صورت زیر مدل می‌شود:

$$I_y = I_x + I_x N_s \quad (1)$$

که در آن I_x و I_y سیگنال بدون نویز و سیگنال مشاهده شده و N_s اسپکل در حوزه مکان است. معادله (۱) به فرم $I_y = I_x (1 + N_s)$ بازنویسی شده، و با استفاده از تبدیل لگاریتم، نویز ضرب‌شونده به جمع‌شونده تبدیل می‌شود، $Y = \log(I_y) = x + n$ (۲)

که در آن $x = \log(I_x)$ و $n = \log(1 + N_s)$ است. بنابراین، حذف نویز تصویر در حقیقت حذف مولفه n است. به دلیل استفاده از تبدیل لگاریتم در ابتدا، بعد از پردازش و انجام عملیات حذف نویز، در پایان از تبدیل نمایی استفاده می‌شود.

۳- آستانه‌گیری بیزین و آستانه‌گیری BiShrink

در این بخش، ابتدا حذف نویز با روش آستانه‌گیری بیزین در حوزه تبدیل معرفی می‌شود. تشریح روابط آستانه‌گیری بیزین باعث می‌شود تا ارتباط بین آستانه‌گیری بیزین با روش BiShrink در ادامه قابل درک باشد. سپس حذف نویز بر اساس آستانه‌گیری BiShrink گفته خواهد شد.

مهم‌ترین مسئله در بکارگیری روش‌های حذف نویز در حوزه تبدیل، تعیین مقدار بهینه برای آستانه است. مقدار آستانه بطور تطبیقی برای هر زیرباند و یا غیرتطبیقی برای کلیه زیرباندها می‌تواند تعیین گردد. روش بیزین [۷] و BiShrink [۱۲-۱۴] روش‌های تعیین آستانه تطبیقی هستند.

با فرض آن که استفاده از تابع لگاریتم، نویز ضرب‌شونده را به نویز جمع‌شونده تبدیل کرده باشد، با بکارگیری هر تبدیل خطی در رابطه (۲)، می‌توان نوشت:

$$Y_k = X_k + N_k \quad (3)$$

به طوری که اندیس k موید زیرباند، Y_k ضرایب آلوده به نویز، X_k ضرایب بدون نویز و N_k نویز جمع‌شونده است. هدف از بکارگیری روش آستانه‌گیری بیزین [۷]، تخمین \hat{X}_k است، که در واقع برآورد X_k از مشاهدات نویزی Y_k می‌باشد. برای این منظور، در ادامه برآورد حداکثر پسینی^۵ (MAP) [۱۴، ۱۵] معرفی می‌شود. در روابط ذیل، برای اختصار اندیس k که موید زیرباند در حوزه تبدیل است در نظر گرفته نمی‌شود $(Y = X + N)$. برآورد MAP [۱۵، ۱۶] برای رابطه (۳) به صورت زیر است،

$$\hat{X}(Y) = \arg \max_x [p_{x|Y}(X|Y)] \quad (4)$$

بر اساس قاعده بیز، برای تابع توزیع شرطی داریم $p(X|Y) = \frac{p(Y|X)p(X)}{p(Y)}$

بنابراین

$$\hat{X}(Y) = \arg \max_x [p_{y|x}(Y|X)p_x(X)] \\ = \arg \max_x [p_N(Y-X)p_x(X)] \quad (5)$$

که در آن p_X و p_N به ترتیب تابع توزیع احتمال سیگنال بدون نویز و نویز جمع‌شونده است. تخمین $\hat{X}(Y)$ بر اساس MAP با استفاده از

تخمین MAP برای سیگنال دو متغیره بر اساس روابط (۶) و (۱۳) به صورت $\hat{X}(Y) = \arg \max_{x_1, x_2} [-\frac{(Y_1 - X_1)^2}{2\sigma_N^2} - \frac{(Y_2 - X_2)^2}{2\sigma_N^2} + f(X)]$ است. برای حل این معادله به منظور بدست آوردن تخمین $\hat{X}(Y)$ باید از عبارت داخل آرگومان مشتق بر حسب X_1 و X_2 گرفته و برابر صفر قرار داد. به مانند قبل $f(X) = \log(p_X(X))$ تعریف می شود و بدین ترتیب مراحل حل معادله طی می شود [۱۰، ۱۶].

$$p_x(X) = \frac{3}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{\sigma} \sqrt{X_1^2 + X_2^2}\right) \quad (14)$$

با فرض آنکه قدرت نویز در کلیه زیرباند ها یکسان بوده $\sigma_{N_1} = \sigma_{N_2} = \sigma_N$ [۱۷] و با در نظر گرفتن $r = \sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ تخمین سیگنال با انجام عملیات تابع انقباض دو متغیره به صورت زیر تعیین می شود،

$$\hat{X}_1 = \frac{(\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2} - \frac{\sqrt{3}\sigma_N^2}{\sigma})_+}{\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2}} Y_1 \quad (15)$$

۴- حذف نویز اسپکل در حوزه تبدیلات موجک

در این بخش ابتدا به معرفی روش پیشنهادی با جزئیات پرداخته شده و سپس نتایج حاصل از پردازش تصاویر تست که به طور مصنوعی به نویز اسپکل آلوده شده اند و تصاویر واقعی ارائه خواهد شد. به منظور سنجش عملکرد روش های مختلف بر اساس تبدیل موجک با روش پیشنهادی، از معیار ارزیابی دیداری و همچنین معیارهای کمی استفاده شده است.

۴-۱- روش پیشنهادی

اگر چه روش های مختلفی برای حذف نویز در حوزه تبدیل معرفی شده است [۱۸، ۱۹]، روش آستانه گیری به دلیل سادگی اهمیت ویژه ای دارد [۱۲، ۱۳]. روش آستانه گیری به دو صورت، بدون در نظر گرفتن وابستگی بین ضرایب تبدیل [۷] و با در نظر گرفتن وابستگی بین ضرایب [۱۳، ۲۰] بکار گرفته شده است. روش هایی که برای حذف نویز به وابستگی آماری بین ضرایب توجه دارند نسبت به روش هایی که مستقل از وابستگی ضرایب عمل می کنند، عملکرد بهتری دارند.

در اینجا روش بیزین به عنوان روش مستقل از وابستگی ضرایب و روش BiShrink با در نظر گرفتن وابستگی آماری بین ضرایب عمل می کنند. شناخت ویژگی های ضرایب تبدیل به منظور انتخاب والد در روش BiShrink از اهمیت ویژه ای برخوردار است. اهمیت ضریب والد به دلیل شرکت در تعیین مقدار آستانه طبق رابطه (۱۵) است. همانطور که در مرجع [۱۳] نیز استفاده شده، پیش بینی می شود که انتخاب والد از زیرباند های دو سطح با وضعیت مکانی یکسان عملکرد بهتری در آستانه گیری BiShrink در حوزه ی موجک ارائه دهد.

برای پیاده سازی هر دو روش بیزین و BiShrink، به قدرت نویز σ_N^2 و به واریانس سیگنال بدون نویز σ^2 نیاز است. عموماً رابطه میانه [۱۴] در حوزه تبدیل برای تخمین قدرت نویز به کار گرفته می شود:

لگاریتم در معادله (۵) و با فرض آنکه، نویز جمع شونده تابع توزیع احتمال گوسی با مقدار متوسط صفر و واریانس σ_N^2 باشد $p_N(N) = \frac{1}{\sigma_N \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{N^2}{2\sigma_N^2}\right)$ [۹]، برابر است با:

$$\hat{X}(Y) = \arg \max_x \left[-\frac{(Y-X)^2}{2\sigma_N^2} + f(X)\right] \quad (6)$$

به طوری که $f(X) = \log(p_X(X))$ است [۱۶]. برای حل معادله (۶) به منظور بدست آوردن \hat{X} باید از عبارت داخل آرگومان مشتق گرفته و برابر صفر قرار داد.

اگر $p_X(X)$ تابع توزیع گوسی با میانگین صفر و واریانس σ^2 و یا تابع توزیع لاپلاسی با میانگین صفر و واریانس σ^2 فرض شود، برآورد سیگنال به ترتیب برابر است با [۹]:

$$\hat{X}(Y) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \sigma_N^2} Y \quad (7)$$

$$\hat{X}(Y) = \text{sign}(Y) \left(|Y| - \frac{\sqrt{2\sigma_N^2}}{\sigma}\right)_+ \quad (8)$$

رابطه (۸) در واقع تابع انقباض^۶ کلاسیک نرم است که به صورت زیر تعریف می شود [۱۶]،

$$\text{soft}(g, \tau) = \text{sign}(g) (|g| - \tau)_+ \quad (9)$$

$$(|g| - \tau)_+ = \begin{cases} 0 & \text{if } |g| < \tau \\ |g| - \tau & \text{if } |g| \geq \tau \end{cases} \quad (10)$$

بدین ترتیب، رابطه (۱۰) بر اساس تابع انقباض کلاسیک نرم به فرم زیر بازنویسی می شود.

$$\hat{X}(Y) = \text{soft}\left(Y, \frac{\sqrt{2\sigma_N^2}}{\sigma}\right) \quad (11)$$

روش BiShrink روشی قدرتمند برای تعیین مقدار آستانه وقتی است که در سال ۲۰۰۲ معرفی شد [۱۳، ۱۴]. این روش برای تعیین مقدار آستانه نه تنها به ضریب همان زیرباند به نام زیرباند فرزند توجه دارد بلکه از ضریب یا ضرایب دیگری که به عنوان زیرباند والد در نظر گرفته می شوند نیز استفاده می کند. بدین ترتیب، با در نظر گرفتن توزیع مشترک دوبعدی و همچنین تابع انقباض دوبعدی بر اساس ضریب فرزند و ضریب والد، مقدار آستانه یا مقدار انقباض هر ضریب تعیین می شود. در این روش، تخمین بیزین به گونه ای اصلاح شده است که وابستگی های آماری بین ضرایب در آن لحاظ شوند.

با فرض آنکه ضریب X_1 به عنوان فرزند و ضریب X_2 به عنوان والد آن باشد، فرم برداری رابطه (۳) در حوزه تبدیل برابر است با:

$$Y = X + N \quad (12)$$

به طوری که $X = (X_1, X_2)$ ، $Y = (Y_1, Y_2)$ و $N = (N_1, N_2)$ است. به مانند تخمین بیزین که در قسمت قبل توضیح داده شد، برای تخمین ضرایب بدون نویز $\hat{X}(Y)$ با استفاده از مشاهدات نویزی آنها باید توابع چگالی احتمال دو بعدی نویز $p_N(N)$ و سیگنال بدون نویز یا پاک^۷ $p_X(X)$ دانسته شده باشند. در اغلب مقالات [۱۳، ۱۷] چگالی احتمال نویز، گوسی در نظر گرفته می شود،

$$p_N(N) = \frac{1}{2\pi\sigma_N^2} \exp\left(-\frac{N_1^2 + N_2^2}{2\sigma_N^2}\right) \quad (13)$$

اهمیت موجک در کاربردهای پردازش تصویر قابل ملاحظه است. تنک بودن ضرایب موجک جدایی‌پذیر (WT(1))، موجک ایستا (WT(2)) و موجک دو درختی مختلط (WT(3)) در شکل ۲ به تصویر کشیده شده است. برای این منظور، دو تصویر بدون نویز و تصویر نویزی شده با قدرت نویز $\sigma^2 = 0.1$ به عنوان ورودی به هر سه تبدیل موجک WT(1)، WT(2) و WT(3) اعمال شده است. هیستوگرام ضرایب زیرباند ۱ برای تبدیل موجک WT(1)، WT(2) و بخش حقیقی ضرایب زیرباند ۱ برای WT(3) که متعلق به سطح اول تجزیه، برای دو تصویر بدون نویز و تصویر نویزی در شکل ۲ مشاهده می‌شوند. همانطور که در هیستوگرام تصویر نویزی برای هر تبدیل مشاهده می‌شود، وجود نویز همواره باعث پراکندگی ضرایب و کاهش تنگی آن است. همچنین پارامتر انحراف معیار S_d (به عنوان معیار میزان تنگی برای زیر باند ۱ هر سه تبدیل موجک WT(1-3) با استفاده از ضرایب نرمالیزه بدست آمده است. از آنجایی که کارآمد بودن حذف نویز بر اساس آستانه‌گیری در حوزه تبدیل، با میزان تنک بودن و جهت ضرایب زیرباندها ارتباط مستقیم دارد، پیش‌بینی می‌شود که تبدیل WT(2) به دلیل تنک بودن و تبدیل WT(3) به دلیل تنک بودن و جهت‌دار بودن، عملکرد بهتری نسبت به موجک WT(1) داشته باشند.

در این مقاله، برای سنجش کمی میزان تنک بودن با توجه به هیستوگرام، پارامتر S_d برای سه تبدیل موجک جدایی‌پذیر (WT(1))، موجک ایستا (WT(2)) و موجک دو درختی مختلط (WT(3)) برای تصاویر تست لنا و باربارا و به ازای چهار قدرت نویز، بدست آمده است، جدول ۱ مقدار S_d برای تمامی زیرباندهای نرمالیزه شده محاسبه شده و سپس با میانگین‌گیری از S_d کل زیرباندها مقادیر متوسط در جدول ۱ گزارش شده است. همانطور که در شکل ۲ و جدول ۱ ملاحظه می‌شود، با افزایش قدرت نویز، مقدار S_d در هر تبدیل افزایش می‌یابد، به این معنی که نویز باعث پراکندگی ضرایب و کاهش تنگی آن می‌شود. لازم به ذکر است که این مقادیر بعد از لگاریتم‌گیری از ضرایب به دست آمده است. اگر چه تبدیل موجک WT(2) با توجه به مقادیر S_d تنک‌ترین است، وجود جهت در WT(3) کارآمدی این تبدیل را در کاهش اسپکل افزایش داده است.

$$\hat{\sigma}_N^2 = \frac{\text{Median}(|Y_\ell|)}{0.6745} \quad (16)$$

که Y_ℓ ضرایب تبدیل در سطح تجزیه ℓ است. از طرفی برای هر زیرباند دلخواه در حوزه تبدیل، رابطه $\sigma_Y^2 = \sigma^2 = \sigma_N^2$ برقرار است. با فرض آنکه مشاهدات نویزی مقدار متوسط صفر دارند [۹]، تخمین واریانس ضرایب هر زیرباند از رابطه ذیل تعیین می‌شود،

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{M} \sum_{Y_\ell \in N(k)} Y_\ell^2 \quad (17)$$

$N(k)$ پنجره‌ی مربعی شکل است که برای تخمین واریانس حاشیه‌ای^۸ هر ضریب استفاده می‌شود و M اندازه پنجره‌ی $N(k)$ است.

تخمین واریانس سیگنال بدون نویز $\hat{\sigma}_N^2$ با استفاده از تخمین واریانس نویز $\hat{\sigma}_Y^2$ و واریانس مشاهدات نویزی و بر اساس تابع انقباض کلاسیک نرم تعیین می‌شود [۱۶]،

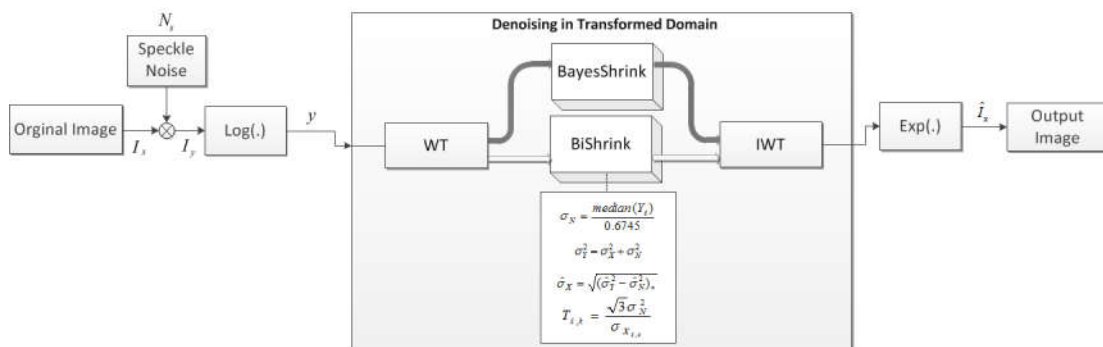
$$\hat{\sigma} = \sqrt{(\hat{\sigma}_Y^2 - \hat{\sigma}_N^2)_+} \quad (18)$$

مقدار آستانه برای هر سطح تجزیه شامل زیرباندهای مختلف، به صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۱]:

$$T_{\ell,k} = \sqrt{3} \frac{\sigma_N^2}{\sigma_{X_{\ell,k}}} \quad (19)$$

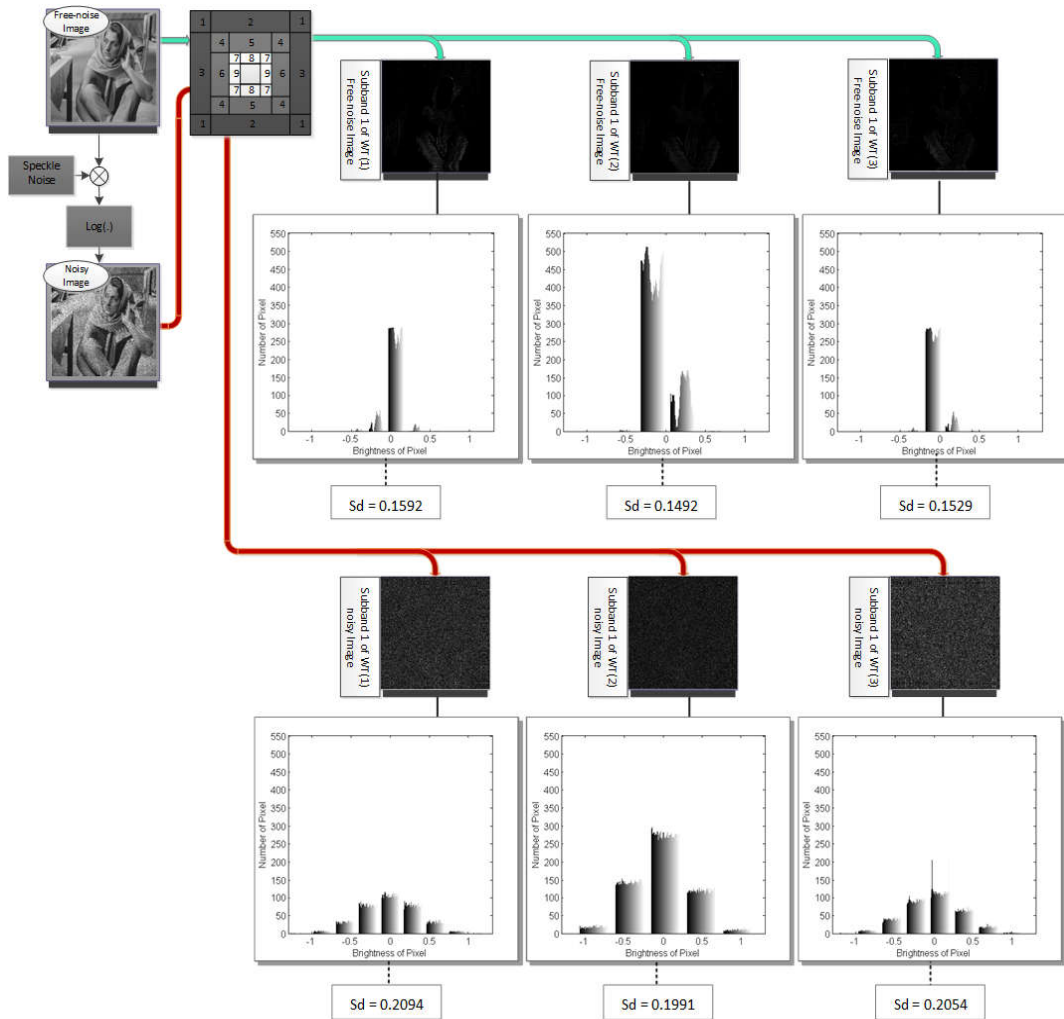
که در آن $T_{\ell,k}$ مقدار آستانه برای سطح تجزیه ℓ و زیرباند k است، $\sigma_{X_{\ell,k}}$ (یا σ) قدرت سیگنال بدون نویز برای سطح تجزیه ℓ و زیرباند k می‌باشد که برای هر زیرباند از رابطه (۱۸) به دست می‌آید و σ_N^2 واریانس نویز، توسط تخمین گر مقاوم میانه^۹ طبق رابطه (۱۶) برآورد می‌شود.

شکل ۱ بلوک دیاگرام حذف نویز اسپکل با آستانه‌گیری بیزین و آستانه‌گیری BiShrink را در حوزه موجک نشان می‌دهد. به طور کلی اجرای الگوریتم آستانه‌گیری در حوزه تبدیل را در دو مرحله می‌توان خلاصه نمود. مرحله اول، تخمین واریانس نویز $\hat{\sigma}_N^2$ با استفاده از رابطه (۱۶) برای هر سطح تجزیه است و مرحله دوم به ترتیب تخمین $\hat{\sigma}_Y^2$ و $\hat{\sigma}^2$ با استفاده از روابط (۱۷) و (۱۸) برای تک تک زیرباندها و برآورد هر ضریب با بکارگیری رابطه (۱۱) برای بیزین و رابطه (۱۵) برای BiShrink بر اساس انقباض نرم است.



شکل (۱): بلوک دیاگرام حذف نویز اسپکل با روش بیزین و روش BiShrink در حوزه تبدیل موجک.

Fig. (1): Block diagram of removing speckle using Bayesian and BiShrink in wavelet transform domain.



شکل (۲): نمایش هیستوگرام زیرباند ۱، WT(1)، WT(2) و بخش حقیقی WT(3) (سطح اول تجزیه) برای تصویر بدون نویز و تصویر نویزی با قدرت نویز $\sigma^2 = 0.1$
 Fig. (2): The histogram of the first sub-band, WT(1), WT(2), and the real part of WT(3) for clean and noisy images where noise power is $\sigma^2 = 0.1$.

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{256}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (21)$$

شاخص SSIM [۱۰] شباهت بین تصویر اصلی و تصویر حذف نویز شده را از طریق تجزیه و تحلیل آماری محلی اندازه‌گیری می‌کند. مقدار SSIM می‌باشد. چنانچه مقدار $SSIM \rightarrow 1$ و $SSIM \rightarrow -1$ باشد حذف نویز بهتری صورت گرفته است. شاخص مقدار معین حذف نویز ENL [۲۴] و شاخص واریانس نویز NV که برای ارزیابی الگوریتم ارائه شده در خصوص کاهش نویز از تصاویر واقعی مثل SAR به کار گرفته می‌شوند که در ذیل روابط ریاضی آن‌ها آورده شده است.

$$ENL = \frac{\hat{I}_x^2}{NV} \quad (23)$$

$$NV = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\hat{I}_x(i, j) - \bar{\hat{I}}_x]^2$$

که در آن $\bar{\hat{I}}_x = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \hat{I}_x(i, j)$ می‌باشد. مقدار زیاد ENL نشان‌دهنده عملکرد بهینه در حذف نویز اسپیکل می‌باشد. ENL با تقسیم

۴-۲- نتایج و بحث

در این مقاله، عملکرد روش‌های بی‌زین و BiShrink در موجک جدایی-پذیر (B-WT(1)) و (B-WT(1))، در موجک ایستا (B-WT(2)) و (B-WT(2))، و در موجک دو درختی مختلط (B-WT(3)) و (B-WT(3))، از نظر معیارهای کمی و کیفی مقایسه می‌شوند. به طور کلی پارامترهای ارزیابی تصویر، معیاری برای سنجش عملکرد روش‌های مختلف هستند. در این تحقیق پارامترهای نسبت حداکثر سیگنال به نویز PSNR^{۱۱} [۲۲]، میانگین مربع خطا MSE^{۱۲} [۲۲]، شباهت ساختاری SSIM^{۱۳} [۱۰]، مقدار معین حذف نویز ENL^{۱۴} [۲۳] و واریانس نویز NV^{۱۵} [۲۴] برای ارزیابی و مقایسه نتایج روش‌های مختلف استفاده شده است.

با در نظر گرفتن I_x و \hat{I}_x به ابعاد $m \times n$ و به عنوان تصویر اصلی بدون نویز و تخمین تصویر بدون نویز، کمیت‌های MSE، PSNR، SSIM، ENL و NV به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [\hat{I}_x(i, j) - I_x(i, j)]^2 \quad (20)$$

نویز معرفی شده برای واریانس نویز $\sigma^2 = 0.1$ روی تصویر باربارا در شکل ۳ و برای واریانس نویز $\sigma^2 = 0.15$ روی تصویر لنا در شکل ۴ نمایش داده شده است. همچنین در شکل ۵ نتایج حذف نویز بر روی تصاویر واقعی SAR نشان داده شده است. همان‌طور که پیش‌بینی می‌شد، روش‌های آستانه‌گیری مبتنی بر BiShrink، عملکرد بهتری از روش‌های آستانه‌گیری بیزین دارند.

تصویر به بلوک‌هایی سطح یک‌نواخت^{۱۶} با اندازه 32×32 و متوسط‌گیری از آن به دست می‌آید. در این مقاله، به منظور مقایسه عملکرد روش‌ها بر اساس تبدیلات موجک در شرایط یکسان تصاویر تست باربارا و لنا با اندازه‌ی 512×512 پیکسل به طور مصنوعی نویزی شده و استفاده گردیده است. تصویر ورودی توسط تبدیل موجک به ۶ سطح، تجزیه شده است. نتایج روش‌های حذف



شکل (۳): نتایج حذف نویز تصویر باربارا: (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر نویزی با واریانس $\sigma_N^2 = 0.1$ ، (پ) B-WT(1)، (ت) B-WT(2)، (ث) B-WT(3)، (ج) BI-WT(1)، (چ) BI-WT(2) و (ح) BI-WT(3).

Fig. (3): Results of Barbara image de-noising (a)-(b) the original and noisy images where noise power is $\sigma_N^2 = 0.1$, (c)-(e) B-WT(1), B-WT(2) B-WT(3), (f)-(h) BI-WT(1), BI-WT(2), BI-WT(3).

Table (1): The the normalized Sd as objective parameter to evaluate the wavelet transform sparse (for all sub-bands in average). for different noise powers is supposed, Barbara and Lena are used as the test images.

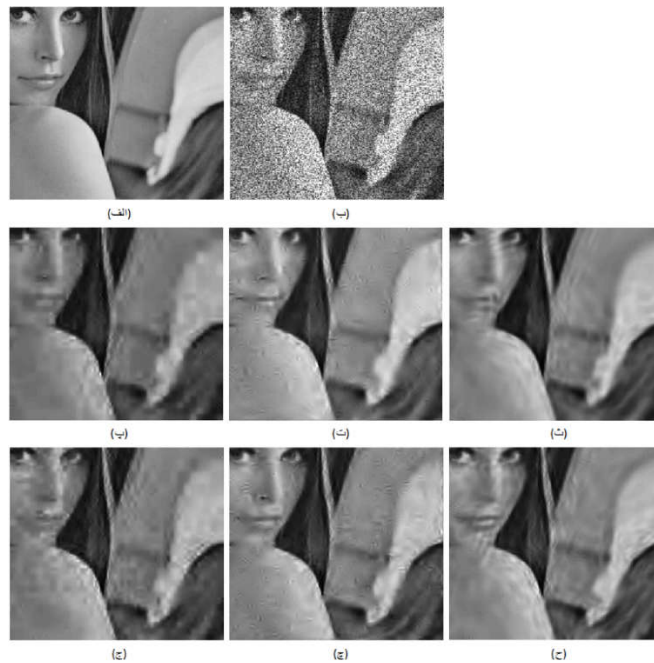
جدول (۱): معیار کمی Sd نرمالیزه شده به منظور ارزیابی میزان تنگی تبدیل موجک (متوسط کل زیر باندها) برای چند واریانس نویز مختلف که در آن تصویر باربارا و لنا به عنوان تست انتخاب شده‌اند.

| | Sd | Free noise | $\sigma_N^2=0.05$ | $\sigma_N^2=0.07$ | $\sigma_N^2=0.1$ | $\sigma_N^2=0.15$ |
|---------|-------|------------|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|
| Barbara | WT(1) | 0.2181 | 0.2267 | 0.2286 | 0.2310 | 0.2330 |
| | WT(2) | 0.1864 | 0.1936 | 0.1951 | 0.1969 | 0.1986 |
| | WT(3) | 0.2133 | 0.2263 | 0.2275 | 0.2283 | 0.2292 |
| Lena | WT(1) | 0.2109 | 0.2306 | 0.2324 | 0.2338 | 0.2352 |
| | WT(2) | 0.1731 | 0.1913 | 0.1931 | 0.1950 | 0.1969 |
| | WT(3) | 0.2048 | 0.2253 | 0.2263 | 0.2273 | 0.2283 |

Table (2): The the objective criteria comparing among the proposed methods for de-speckling. Barbara and Lena are used as the test images.

جدول (۲): معیارهای کمی به منظور مقایسه عملکرد روشهای پیشنهادی برای حذف نویز اسپکل که در آن تصویر باربارا و لنا به عنوان تست انتخاب شدهاند.

| | | $\sigma_N^2=0.05$ | | | $\sigma_N^2=0.07$ | | | $\sigma_N^2=0.1$ | | | $\sigma_N^2=0.15$ | | |
|---------|----------|-------------------|---------------|--------------|-------------------|---------------|---------------|------------------|---------------|---------------|-------------------|---------------|---------------|
| | | PSNR (dB) | MSE | SSIM | PSNR (dB) | MSE | SSIM | PSNR (dB) | MSE | SSIM | PSNR (dB) | MSE | SSIM |
| Barbara | B-WT(1) | 26.39 | 0.0023 | 1.000 | 25.48 | 0.0029 | 0.9999 | 24.52 | 0.0038 | 0.9998 | 23.43 | 0.0056 | 0.9996 |
| | B-WT(2) | 27.25 | 0.0019 | 1.000 | 26.22 | 0.0024 | 0.9999 | 25.14 | 0.0033 | 0.9999 | 23.93 | 0.0051 | 0.9997 |
| | B-WT(3) | 27.46 | 0.0018 | 1.000 | 26.53 | 0.0023 | 0.9999 | 25.50 | 0.0031 | 0.9999 | 24.22 | 0.0048 | 0.9997 |
| | BI-WT(1) | 26.76 | 0.0021 | 1.000 | 25.84 | 0.0026 | 0.9999 | 24.87 | 0.0035 | 0.9999 | 23.70 | 0.0053 | 0.9997 |
| | BI-WT(2) | 27.60 | 0.0017 | 1.000 | 26.57 | 0.0022 | 0.9999 | 25.47 | 0.0031 | 0.9999 | 24.14 | 0.0048 | 0.9997 |
| | BI-WT(3) | 27.85 | 0.0016 | 1.000 | 26.95 | 0.0021 | 0.9999 | 25.88 | 0.0028 | 0.9999 | 24.58 | 0.0045 | 0.9997 |
| Lena | B-WT(1) | 29.65 | 0.0011 | 1.000 | 28.65 | 0.0014 | 0.9999 | 27.49 | 0.0021 | 0.9999 | 25.95 | 0.0038 | 0.9997 |
| | B-WT(2) | 30.62 | 0.0008 | 1.000 | 29.52 | 0.0012 | 1.000 | 28.22 | 0.0019 | 0.9999 | 26.49 | 0.0035 | 0.9997 |
| | B-WT(3) | 30.99 | 0.0008 | 1.000 | 29.88 | 0.0011 | 0.9999 | 28.58 | 0.0017 | 0.9999 | 26.86 | 0.0033 | 0.9997 |
| | BI-WT(1) | 29.96 | 0.0010 | 1.000 | 28.98 | 0.0013 | 0.9999 | 27.83 | 0.0020 | 0.9999 | 26.28 | 0.0035 | 0.9997 |
| | BI-WT(2) | 30.79 | 0.0008 | 1.000 | 29.68 | 0.0011 | 1.000 | 28.40 | 0.0018 | 0.9999 | 26.63 | 0.0034 | 0.9997 |
| | BI-WT(3) | 31.08 | 0.0007 | 1.000 | 30.06 | 0.0010 | 1.000 | 28.79 | 0.0016 | 0.9999 | 27.10 | 0.0031 | 0.9997 |



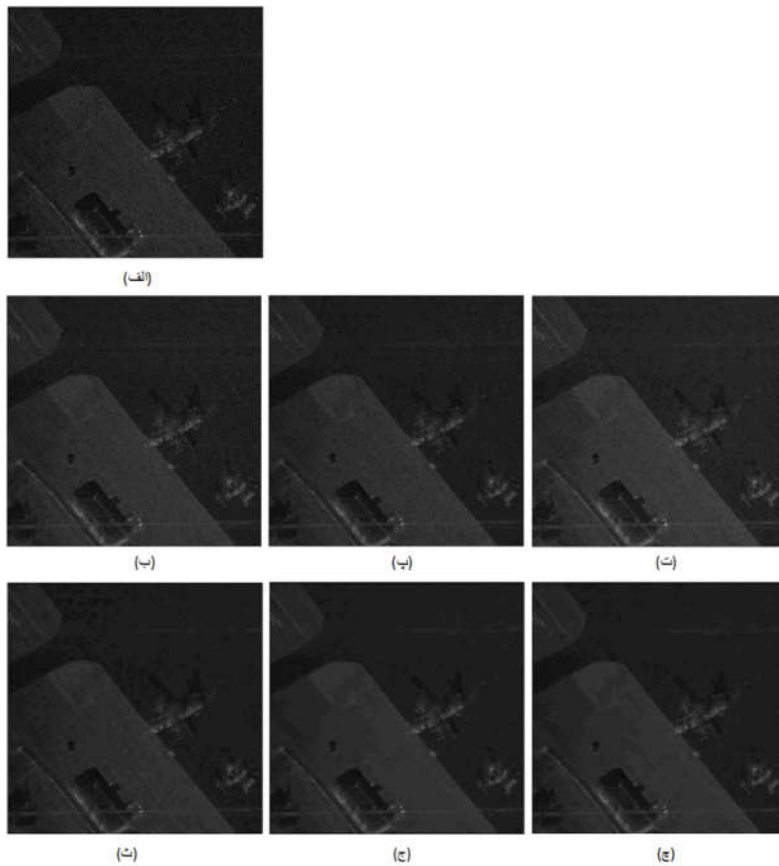
شکل (۴): نتایج حذف نویز تصویر لنا: (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر نویزی با واریانس $\sigma_N^2 = 0.15$ ، (پ) B-WT(1)، (ت) B-WT(2)، (ث) B-WT(3)، (ج) BI-WT(1)، (چ) BI-WT(2) و (ح) BI-WT(3).

Fig. (4): Results of Lena image de-noising using different methods, (a)-(b) the original and noisy images where noise power is $\sigma_N^2 = 0.15$, (c)-(e) B-WT(1), B-WT(2) B-WT(3), (f)-(h) BI-WT(1), BI-WT(2), BI-WT(3).

Table (3): The the objective criteria comparing among the proposed methods for de-speckling the SAR image.

جدول (۳): معیارهای کمی به منظور مقایسه عملکرد روشهای پیشنهادی برای حذف نویز اسپکل که در آن تصویر SAR به عنوان ورودی انتخاب شدهاند.

| | ENL (32*32) | NV |
|----------|-----------------|---------------|
| noisy | 11.1039 | 0.1506 |
| B-WT(1) | 101.8587 | 0.0001 |
| B-WT(2) | 116.5264 | 0.0001 |
| B-WT(3) | 124.8424 | 0.0001 |
| BI-WT(1) | 311.5753 | 0.0001 |
| BI-WT(2) | 458.4400 | 0.0001 |
| BI-WT(3) | 632.0987 | 0.0001 |



شکل (۵): نتایج حذف نویز تصویر SAR: (الف) تصویر اصلی، (ب) B-WT(1)، (پ) B-WT(2)، (ت) B-WT(3)، (ث) BI-WT(1)، (ج) BI-WT(2) و (چ) BI-WT(3).

Fig. (5): Results of real SAR image de-speckling by different methods, (a) the original SAR image, (b)-(d) B-WT(1), B-WT(2) B-WT(3), (e)-(g) BI-WT(1), BI-WT(2), BI-WT(3).

۵- نتیجه‌گیری

روش بیزین و BiShrink به عنوان روش بیزین دو متغیره، در حوزه‌ی تبدیل و به منظور کاهش نویز اسپکل معرفی شده‌اند. اهمیت موجک در کاربردهای پردازش تصویر قابل ملاحظه است. موجک اگرچه مزیت سادگی را دارد اما تصویر را فقط در جهت‌های عمودی، افقی و مورب تجزیه می‌کند. در این مقاله سه نسخه تبدیل موجک جدایی‌پذیر، تبدیل موجک ایستا و تبدیل موجک دو درختی مختلط بکار گرفته شد. ارزیابی ضرایب تبدیل موجک، نتایج بصری و مقایسه پارامترها نشان می‌دهد که عملکرد روش Bishrink در تبدیل دو درختی مختلط در حذف نویز اسپکل بر سایر روش‌ها برتری دارد. اگر چه در این مقاله از تصویر نویزی شده مصنوعی و تصویر SAR واقعی استفاده شد، در پژوهش‌های آینده می‌توان به سایر تصاویر واقعی به مانند اولتراسوند (که وجود نویز اسپکل باعث کاهش کیفیت آن‌ها شده است)، پرداخت. بدیهی است کاهش هر چه بیشتر اسپکل به همراه حفظ جزئیات تصویر باعث بهبود کیفیت تصویر و انجام بهتر مراحل بعدی پردازش می‌شود.

به منظور ارزیابی روش‌های مختلف بر اساس مقادیر پارامترهای کمی، نتایج برای تصویر باربارا و لنا در جدول ۲ و برای تصاویر SAR در جدول ۳ آورده شده است. از آنجایی که نویز اعمالی به تصاویر تست تصادفی است، مقادیر عددی MSE، PSNR و SSIM بعد از ۱۰ بار تکرار آزمایش و متوسط‌گیری گزارش شده‌اند. با توجه به معیارهای PSNR، SSIM، ENL و NV محاسبه شده برای واریانس‌های نویز مختلف، همان گونه که انتظار می‌رفت روش BiShrink در هر حوزه در مقایسه با روش بیزین در همان حوزه، در حذف نویز اسپکل کارآمدتر است. حذف نویز تصویر با روش‌های مبتنی بر آستانه‌گیری BiShrink، جزئیات تصویر را نیز حفظ می‌کند.

اگرچه موجک ایستا بر اساس نتایج جدول ۱ تنگ است، موجک دو درختی مختلط بدلیل جهت‌دار بودن و تعداد زیر باند بیشتر از لحاظ معیارهای کمی و کیفی بر دو موجک جدایی‌پذیر و ایستا برتری دارد. موجک ایستا دارای خاصیت تغییرناپذیری با جابجایی است. به بیان دیگر، در تبدیل موجک ایستا از بلوک‌های کاهنده نمونه^{۱۷} در تجزیه سیگنال و افزایش نمونه^{۱۸} در سنتز سیگنال که به عنوان سیستم‌های متغیر با زمان یا مکان شناخته می‌شوند، استفاده نشده است. تحقیقات نشان داده که وجود ویژگی ضرایب با جزئیات بیشتر در تبدیل موجک ایستا اگرچه بار محاسباتی بالایی دارد، اما دلیل مقدار پایین می‌باشد و باعث عملکرد بهتر آن در مقایسه با تبدیل موجک جدایی‌پذیر می‌شود.

- | | |
|-----------------------------------|--------------------------------|
| 1. Synthetic Aperture Radar | 10. Standard Deviation |
| 2. Dual-Tree Wavelets | 11. Peak Signal-to-Noise Ratio |
| 3. Separable Wavelets | 12. Mean Squared Error |
| 4. Stationary Wavelets | 13. Structural Similarity |
| 5. Maximum A Posterior Estimation | 14. Equivalent Number of Looks |
| 6. Shrinkage | 15. Noise Variance |
| 7. Clean | 16. Homogeneous |
| 8. Marginal | 17. Down-sample |
| 9. Robust Median Estimator | 18. Up-sample |

References

- [1] B. Hou, X. Zhang, X. Bu, H. Feng, "SAR image despeckling based on nonsubsampling shearlet transform", IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, Vol. 5, No. 3, pp. 809-823, June 2012.
- [2] N. Kingsbury, "The dual-tree complex wavelet transform: a new efficient tool for image restoration and enhancement", Proceeding of the IEEE/ EUSIPCO, pp. 1-4, Rhodes, Greece, Sep. 1998.
- [3] E.P. Simoncelli, "Bayesian denoising of visual images in the wavelet domain", Springer on Bayesian inference in wavelet-based models, Vol. 141, pp. 291-308, 1999.
- [4] X.H. Wang, R.Sh. Istepanian, Y.H. Song, "Microarray image enhancement by denoising using stationary wavelet transform", IEEE Trans. on Nanobioscience, Vol. 2, No. 4, pp. 184-189, Dec. 2003.
- [5] M.C. Motwani, M.C. Gadiya, R.C. Motwani, F.C. Harris, "Survey of image denoising techniques", Proceedings of GSPX, pp. 27-30, Sept. 2004.
- [6] Z. Vahabi, F. Almasgang, "Denoising in wavelet packet domain via approximation coefficients", Journal of Intelligent Procedures in Electrical Technology, Vol. 2, No. 8, pp. 31-38, Winter 2012.
- [7] H.A. Chipman, E.D. Kolaczyk, R.E. McCulloch, "Adaptive bayesian wavelet shrinkage", Journal of the American Statistical Association, Vol. 92, No. 44, pp. 1413-1421, Dec. 1997.
- [8] A. Achim, P. Tsakalides, A. Bezerianos, "SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy-tailed modeling", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 41, No. 8, pp. 1773-1784, Aug. 2003.
- [9] S. Jafari, S. Ghofrani, M. Sheikhan, "Comparing undecimated wavelet, nonsubsampling contourlet and shearlet for sar images despeckling", Majlesi Journal of Electrical Engineering, Vol. 9, No. 3, Sept. 2015.
- [10] N. Farhangi, S. Ghofrani, "Using bayesshrink, Bishrink, Weighted bayesshrink, and weighted bishrink in NSST and SWT for despeckling SAR images", EURASIP Journal on Image and Video Processing, DOI 10.1186/s13640-018-0244-3, pp. 1- 18, Dec. 2018.
- [11] Z. De-xiang, W. Xiao-pei, G. Qing-wei, G. Xiao-jing, "SAR image despeckling via bivariate shrinkage based on contourlet transform", IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Design, vol. 2, pp. 12-15, China, Oct. 2008.
- [12] Q. Guo, S. Yu, X. Chen, C. Liu, W. Wei, "Shearlet-based image denoising using bivariate shrinkage with intra-band and opposite orientation dependencies", IEEE International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, Vol. 1, pp. 863-866, China, April 2009.
- [13] I.W. Selesnick, "Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency", IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 50, No. 11, pp. 2744-2756, Nov. 2002.
- [14] D.-X. Zhang, Q.-W. Gao, X.-P. Wu, "Bayesian based speckle suppression for SAR image using contourlet transform", Journal of Electronic Science and Technology of China, Vol. 6, No. 1, pp. 79-82, Jan. 2008.
- [15] F. Lenzen, "Statistical regularization and denoising", Chapter 1, 2006.
- [16] A. Hyvärinen, "Sparse code shrinkage: Denoising of nongaussian data by maximum likelihood estimation", Neural Computation, Vol. 11, No. 7, pp. 1739-1768, Oct. 1999.
- [17] S. Xing, Q. Xu, D. Ma, "Speckle denoising based on bivariate shrinkage functions and dual-tree complex wavelet transform", Int. Arch. Photogrammetry Remote Sens. Spatial Inform. Sci, Vol. 38, pp. 1-57, 2008.
- [18] H. Cao, W. Tian, C. Deng, "Shearlet-based image denoising using bivariate model", IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing, Vol. 2, pp. 819-821, China, Dec. 2010.
- [19] D. Min, Z. Jiuwen, M. Yide, "Image denoising via bivariate shrinkage function based on a new structure of dual contourlet transform", Signal Processing, Vol. 109, pp. 25-37, April 2015.
- [20] M. Alioghli Fazel, S. Homayouni, V. Akbari, M. Mahdian Pari, "Speckle reduction of SAR images using curvelet and wavelet transforms based on spatial features characteristics", Proceeding of the IEEE/IGARSS, pp. 2148-2151, Germany, July 2012.
- [21] S. Yin, L. Cao, Y. Ling, G. Jin, "Image denoising with anisotropic bivariate shrinkage", Signal Processing, Vol. 91, No. 8, pp. 2078-2090, Aug. 2011.
- [22] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, April 2004.
- [23] S. Jafari, S. Ghofrani, "Using two coefficients modeling of nonsubsampling shearlet transform for despeckling", Journal of Applied Remote Sensing, Vol. 10, No. 1, pp. 18-32, Jan. 2016.

ارزیابی موجک‌های جدایی‌پذیر، ایستا و دو درختی مختلط برای کاهش نویز اسپکل بر اساس آستانه‌گیری بیزین و آستانه‌گیری BiShrink، ص. ۲۳-۳۲

[24] J. Zhang, T.M. Le, S. Ong, T.Q. Nguyen, "No-reference image quality assessment using structural activity", Signal Processing, Vol. 91, No. 11, pp. 2575-2588, Nov. 2011.