

## روشی نوین به منظور کاهش نویز لکه ای تصاویر رادارهای دهانه ترکیبی در حوزه موجک

مریم امیرمزلقانی<sup>۱</sup> و علیرضا سلیمی<sup>۲</sup>

### چکیده

تصاویر رادارهای دهانه ترکیبی (SAR (Synthetic Aperture Radar) کاربردهای فراوانی در زمینه‌های گوناگون دارند. اما وجود نویز ضرب شونده ای به نام نویز لکه ای پردازش این تصاویر را با مشکل مواجه می‌کند. لذا کاهش نویز لکه ای از گام‌های ضروری پردازش تصاویر SAR است. در این مقاله، روش بیزین نویزی به منظور کاهش نویز لکه ای تصاویر SAR در حوزه موجک ارائه می‌شود که بر مبنای استفاده از مدلسازی توام است.

در روش پیشنهادی، ابتدا تبدیل لگاریتم و سپس تبدیل موجک به تصاویر SAR اعمال می‌گردد. سپس مدلسازی ضرایب موجک با استفاده از توزیع گوسی معکوس نرمال (NIG (Normal Inverse Gaussian) توامان انجام می‌شود. با توجه به اهمیت دقت مدلسازی آماری و وجود وابستگی میان ضرایب موجک، در مدل آماری ارائه شده وابستگی‌های ضرایب موجک درون یک زیر باندها در نظر گرفته شده و توزیع چند متغیره ضرایب موجک استفاده می‌شود. سپس به منظور حذف نویز تصاویر SAR، تخمین گر بیزین کمترین خطای مربعات (MMSE (Minimum Mean Square Error) بر مبنای استفاده از مدل پیشنهادی طراحی می‌گردد. نتایج آزمایشات روی تصاویر شبیه سازی شده و تصاویر SAR واقعی حاکی از کارایی بالای روش پیشنهادی است.

### کلیدواژه‌ها

تصاویر رادارهای دهانه ترکیبی، تخمین کمترین مربعات، مدلسازی آماری توام، تبدیل موجک، نویز لکه ای

### ۱ مقدمه

از ویژگی‌های مهم سیستم تصویر برداری SAR، قابلیت تصویر برداری از مناطق وسیع زمین با رزولوشن بالا در تمامی

این مقاله در ماه بهمن سال ۹۷ دریافت، در ماه آذر سال ۹۸ بازنگری و در دی‌ماه همان سال پذیرفته شد.

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن‌آوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران - ایران

رایانامه: [mazlaghani@aut.ac.ir](mailto:mazlaghani@aut.ac.ir)

<sup>۲</sup> دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر و فن‌آوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران - ایران

رایانامه: [ar.salimi@aut.ac.ir](mailto:ar.salimi@aut.ac.ir)

ساعات شبانه روز و در هر شرایط آب و هوایی است. تصویر برداری SAR در زمینه‌هایی مثل اقیانوس شناسی، مطالعات اقلیمی، علوم فضایی و دفاعی کاربرد دارد [۱]. پدیده نامطلوب و غیرقابل امتناع در این سیستم تصویر برداری، وجود نویز لکه ای در این تصاویر است که نویزی ضرب شونده بوده و به بافت تصویر آسیب رسانده و کار تحلیل و تفسیر تصاویر در کاربردهای مختلف را دچار مشکل می‌کند. از این رو حذف نویز لکه ای از گام‌های اولیه و حائز اهمیت در پردازش اینگونه تصاویر است. روش‌های حذف نویز تصاویر SAR به دو دسته کلی تقسیم می‌گردند [۲]: دسته اول روش‌هایی است که در حین تصویر برداری صورت می‌گیرد و پردازش چندنگاهی<sup>۱</sup> نامیده می‌شود. در این روش‌ها، یک تصویر SAR از میانگین L نگاه ایجاد می‌گردد. در پردازش چندنگاهی کاهش واریانس نویز لکه ای با فاکتور L موجب می‌شود

طول مقیاس‌ها نشان داده شده است. از این رو روش‌هایی ارائه گردیدند که با در نظر گرفتن وابستگی ضرایب، نتایج حذف نویز را بهبود بخشیده‌اند. در [۲] وابستگی مکانی ضرایب موجک با استفاده از میدان تصادفی مارکوف مدل شده است. در [۸] مدلسازی آماری ضرایب موجک و اعمال وابستگی‌ها بین ضرایب مبتنی بر مدل گارچ<sup>۴</sup> دوبعدی 2D-GARCH ارائه گردیده است. در [۱۶] توزیع کوشی دو متغیره [۱۷] برای مدلسازی ضرایب موجک استفاده شده است.

یکی از روش‌های مدل کردن وابستگی‌ها روش کاپولا است. در این مقاله برای اولین بار به منظور در نظر گرفتن وابستگی‌ها در مدلسازی ضرایب موجک تصاویر SAR و حذف نویز آنها از روش کاپولا استفاده می‌شود. از نظر ریاضی کاپولا تابعی است که توابع چگالی احتمال تک متغیره را برای به دست آوردن یک توزیع چگالی احتمال توام با یک ساختار وابستگی مشخص ترکیب می‌کند. مزیت اصلی کاپولا این است که اعمال وابستگی را به طور جداگانه از توزیع حاشیه‌ای مورد استفاده امکان پذیر می‌سازد. به بیان دیگر با توجه به انتخاب مستقل توابع توزیع حاشیه‌ای و تابع کاپولا، روش کاپولا دارای قابلیت انعطاف و کارایی بالا در مدلسازی توامان متغیرهای تصادفی وابسته است.

از آنجایی که تابع چگالی احتمال چند متغیره مبتنی بر کاپولا گاوسی تطابق مناسبی با ویژگی‌های آماری ضرایب موجک زیرباند‌ها دارد [۹] [۸]، در این مقاله از کاپولای گاوسی که از خانواده کاپولاهای بیضوی می‌باشد، استفاده می‌کنیم. همچنین از توزیع گوسی معکوس نرمال NIG به عنوان توزیع حاشیه‌ای ضرایب استفاده می‌نماییم و مدل ارائه شده را GC-NIG (Gaussian Copula-Normal Inverse Gaussian) می‌نامیم. تطبیق مدل GC-NIG با ضرایب موجک با استفاده از تست‌هایی مورد بررسی قرار گرفته و کارایی این مدل برای ضرایب موجک نشان داده می‌شود. سپس بر مبنای مدل GC-NIG یک تخمین گر بیز MMSE برای تخمین ضرایب موجک تصویر بدون نویز ارائه می‌شود. نتایج آزمایش‌ها نشان دهنده کارایی بالای روش حذف نویز ارائه شده است. همچنین کارایی روش ارائه شده در این مقاله با چند روش مرسوم مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

این مقاله به شکل زیر سازمان یافته است: در بخش ۲ به مدلسازی آماری ضرایب موجک با معرفی توزیع GC-NIG می‌پردازیم. در بخش ۳ طراحی تخمین گر MMSE مبتنی بر توزیع احتمال چند متغیره شرح داده می‌شود. در بخش ۴ به ارزیابی روش ارائه شده و مقایسه آن با برخی از روش‌های مطرح حذف نویز می‌پردازیم و در نهایت نتیجه‌گیری در بخش ۵ ارائه می‌گردد.

رزولوشن تصاویر کاهش یابد. در دسته دوم از روش‌ها بعد از ثبت تصویر، روی آن فیلتری اعمال می‌گردد و نویز لکه‌ای کاهش می‌یابد. در روش‌های دسته دوم، رزولوشن تصویر بهتر حفظ می‌شود، و از این جهت بر روش‌های دسته اول ارجحیت دارند. در کارهای ابتدایی فیلترهایی برای کاهش نویز لکه‌ای در حوزه مکان ارائه گردیدند که از مهمترین آن‌ها می‌توان فیلتر [۳] Lee، [۴] Frost و [۵] Kuan را نام برد. این فیلترها مبتنی بر ویژگی‌های آماری محلی درون یک پنجره با اندازه ثابت می‌باشند. کارایی این روش‌ها به اندازه پنجره بستگی دارد، از این رو تعیین اندازه پنجره مهم است. با گسترش استفاده از تبدیل‌های چند مقیاسی، بسیاری از روش‌های ارائه شده در دهه‌های اخیر در حوزه موجک بوده است و نتایج مطلوبی را به همراه داشته‌اند [۷] [۶]. مقایسه بین روش‌های حوزه موجک و فیلترهای استاندارد در حوزه مکان، نشان دهنده برتری روش‌های حوزه موجک است [۹] [۸]. دلیل اصلی این موضوع این است که ویژگی‌های آماری بسیاری از تصاویر وقتی به حوزه‌های چندمقیاسی مانند موجک منتقل می‌شوند، ساده‌تر می‌شود. لذا ارائه روش‌های حذف نویز کارا تر در حوزه موجک امکان پذیر می‌شود [۹].

روش‌های حذف نویز لکه‌ای در حوزه موجک به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند [۸]، روش‌های حدآستانه‌ای که اولین بار در [۱۰] ارائه گردید و دسته دوم روش‌های بر مبنای تخمین بیزین. در روش‌های حدآستانه‌ای، تعیین مقدار حدآستانه مناسب مشکل است و از این رو روش‌های مبتنی بر تخمین بیزین موفق‌تر عمل می‌کنند [۱۱]. در روش‌های مبتنی بر تخمین بیزین، انتخاب یک مدل آماری مناسب برای توصیف ضرایب موجک گام ضروری و پراهمیت می‌باشد. در روش‌های مبتنی بر تخمین بیزین به منظور تبدیل نویز ضرب شوند به نویز جمع شونده معمولاً از تبدیل لگاریتم استفاده می‌شود. Mallat در [۱۲] نشان داد که ضرایب موجک رفتار غیرگوسی دارند و دارای قله تیز<sup>۱</sup> در صفر و دم سنگین<sup>۲</sup> می‌باشند و توزیع گوسی عمومی شده را برای توصیف ضرایب موجک پیشنهاد داد. توزیع‌های متعددی دیگری به این منظور ارائه گردیده است. در [۹] از توزیع آلفا پایدار برای طراحی تخمین گر بیشترین درست‌نمایی<sup>۳</sup> MAP استفاده شده است. در [۱۳] از توزیع BKF (Bessel K Form) به عنوان تابع چگالی حاشیه‌ای ضرایب موجک استفاده شده است و یک تخمین گر غیر خطی بیزی بر اساس آن طراحی شده است. در [۱۴] توزیع کوشی برای ضرایب موجک پیشنهاد شده است. در بسیاری از روش‌های حذف نویز در حوزه موجک، ضرایب موجک تصاویر مستقل در نظر گرفته شده‌اند در حالی که در [۱۵] با اندازه‌گیری اطلاعات متقابل وجود وابستگی بین ضرایب موجک در یک زیرباند و در

<sup>۱</sup> sharp peak

<sup>۲</sup> heavy tail

<sup>۳</sup> Maximum A posteriori

<sup>۴</sup> Generalized Autoregressive Conditional

Heteroscedasticity

## ۲ مدل‌سازی آماری ضرایب موجک

در این بخش به مدل‌سازی آماری ضرایب موجک با استفاده از مدل GC-NIG می‌پردازیم. در این راستا، ابتدا در بخش ۲-۱ روش کاپولا برای مدل‌سازی توام متغیرهای تصادفی وابسته معرفی می‌شود. سپس در بخش ۲-۲ به معرفی توزیع NIG که به عنوان توزیع حاشیه ای در مدل CG-NIG مورد استفاده قرار می‌گیرد می‌پردازیم. در ادامه در بخش ۲-۳ مدل GC-NIG معرفی شده و تطبیق آن با ضرایب موجک مورد بررسی قرار می‌گیرد.

### ۲-۱ کاپولا

کاپولا یک روش کارا به منظور مدل نمودن وابستگی بین متغیرهای تصادفی است. کاپولا اولین بار در علم ریاضیات و آمار توسط Sklar بکار گرفته شد [۲۰]. از نظر ریاضی کاپولا تابعی است که توابع چگالی احتمال حاشیه ای تک متغیره را برای تشکیل تابع احتمال توام با ساختار وابستگی مشخص ترکیب می‌کند. در این مقاله به کمک کاپولا توزیع توام ضرایب موجک تصویر در یک زیر باند را بدست می‌آوریم. قضیه بنیادی کاپولا توسط Sklar ارائه گردید و بیان می‌کند که برای یک تابع توزیع احتمال توام و توابع حاشیه تک متغیره آن، یک تابع کاپولا C وجود دارد که آنها را به یکدیگر مرتبط می‌کند. تابع کاپولا C که m بعدی فرض می‌شود، تابعی از مکعب واحد در فضای m بعدی یعنی  $[0,1]^m$  به بازه  $[0,1]$  است که شرایط زیر را ارضا می‌کند:

۱- برای تمامی  $n \leq m$  و  $u_n \in [0,1]$  تابع C برابر  $u_n$  باشد:

$$C(1, \dots, 1, u_n, 1, \dots, 1) = u_n$$

۲- برای تمامی  $n \leq m$  اگر  $u_n = 0$  باشد آنگاه تابع C صفر باشد:

$$C(u_1, \dots, u_m) = 0$$

۳- تابع C صعودی باشد.

در واقع یک m-copula به عنوان یک تابع توزیع تجمعی  $m$  بعدی در فضای  $[0,1]^m$  تعریف می‌شود که حاشیه‌های یک بعدی آن توزیع یکنواخت در بازه  $[0,1]$  می‌باشند. با استفاده از تبدیل انتگرال احتمال<sup>۱</sup>، هر حاشیه پیوسته  $u_n = F_i(x_i)$  توزیع یکنواخت در  $[0,1]$  دارد که  $F_i(x_i)$  انتگرال تجمعی توزیع حاشیه‌ای  $f_i(x_i)$  متغیر تصادفی  $x_i$  است. تابع توزیع تجمعی احتمال m بعدی F دارای نمایش کاپولا یکتا طبق رابطه ۱ می‌باشد:

$$F(x_1, \dots, x_m) = C(F_1(x_1), \dots, F_m(x_m)) = C(u_1, \dots, u_m) \quad (1)$$

و تابع توزیع احتمال توام از فرمول ۲ پیروی می‌کند:

$$f(x_1, \dots, x_m) = \prod_{i=1}^m f_i(x_i) c(u_1, \dots, u_m) \quad (2)$$

که  $f_i(x_i)$  توابع چگالی احتمال حاشیه ای و

$$c(u_1, \dots, u_m) = \frac{\partial^m C(u_1, \dots, u_m)}{\partial u_1 \dots \partial u_m} \quad (3)$$

می‌باشد. وقتی متغیرهای تصادفی مستقل از یکدیگر باشند c برابر ۱ می‌باشد. کاپولاها دارای دو خانواده اصلی بیضوی و ارشمیدسی می‌باشند [۲۱]. کاپولاهای خانواده بیضوی می‌توانند سطح‌های متفاوتی از وابستگی را بین توابع احتمال حاشیه ای ایجاد کنند. کاپولا دسته ارشمیدسی به راحتی ساخته می‌شوند و تنها با یک پارامتر، وابستگی در ابعاد بالای دلخواه را مدل‌سازی می‌کنند [۲۲]. از آنجایی که تابع چگالی احتمال چند متغیره مبتنی بر کاپولا گاوسی تطابق مناسبی با ویژگی‌های آماری ضرایب موجک زیرباند‌ها دارد [۱۸]، در این مقاله از کاپولای گاوسی که از خانواده بیضوی می‌باشد استفاده می‌کنیم. تابع کاپولا گاوسی دارای فرمول ۴ می‌باشد:

$$c(u_1, \dots, u_m) = \frac{1}{\sum 2} \exp \frac{-z^T (\Sigma^{-1} - I) z}{2} \quad (4)$$

که  $z^T = (z_1, \dots, z_m)$  برابر با  $z_i = \Phi^{-1}(u_i)$  است و  $\Phi$  تابع توزیع تجمعی توزیع نرمال استاندارد  $N(0, I)$  است. ماتریس I ماتریس همانی<sup>۳</sup> با ابعاد  $m \times m$  است. با توجه به انتخاب مستقل توابع توزیع حاشیه‌ای و تابع کاپولا، روش کاپولا دارای قابلیت انعطاف و کارایی بالا در مدل‌سازی توامان متغیرهای تصادفی وابسته است.

### ۲-۲ توزیع NIG

استفاده از تخمین گر بیزین برای حذف نویز، نیازمند تابع توزیع احتمال سیگنال اصلی است. در سال‌های گذشته، نویسندگان زیادی نشان داده اند که توزیع ضرایب موجک تصاویر، غیر گاوسی با دم سنگین و قله تیز در صفر است. از این رو توزیع‌های متعدد با این ویژگی‌ها برای مدل‌سازی ضرایب موجک تصویر ارائه شده است. در [۱۲] توزیع گوسی عمومی شده بدین منظور ارائه گردیده است. همچنین در [۹] توزیع آلفا پایدار متقارن و در [۲۳] توزیع NIG برای توصیف ضرایب پیشنهاد شده است. با توجه به کارایی بالای توزیع NIG و دارا بودن تابع چگالی احتمال فرم بسته، در این مقاله، از این توزیع به عنوان توزیع حاشیه ای ضرایب موجک استفاده می‌کنیم. تابع توزیع احتمال متغیر تصادفی  $x \sim NIG(\alpha, \beta, \mu, \delta)$  از فرمول ۵ پیروی می‌کند:

$$P_{NIG}(x) = \frac{\alpha \delta e^{\delta \gamma + \beta(x-\mu)}}{\pi} \frac{K_1 \left( \alpha \sqrt{\delta^2 + (x-\mu)^2} \right)}{\sqrt{\delta^2 + (x-\mu)^2}} \quad (5)$$

که  $K_1$  تابع بسط اصلاح شده نوع دوم و  $\gamma = \sqrt{\alpha^2 - \beta^2}$  است. پارامتر  $\alpha$ ، شکل توزیع را کنترل می‌نماید،  $\delta$ ،  $\beta$  و  $\mu$  به ترتیب

<sup>۱</sup> Cumulative Distribution Function

<sup>۲</sup> probability integral transform

<sup>۳</sup> Identity

کردند و نشان دادند که عمده وابستگی ضرایب مربوط به وابستگی درون مقیاسی است. لذا در این مقاله وابستگی درون مقیاسی ضرایب موجک با استفاده از کاپولا مدل می‌گردد و توزیع‌های حاشیه‌ای NIG در نظر گرفته می‌شود. توزیع حاشیه‌ای فقط رفتارهای منحصر به فرد ضرایب تبدیل را بدون در نظر گرفتن وابستگی میان آنها نشان می‌دهد. لازم به تاکید است که در این مقاله از کاپولا برای مدل کردن وابستگی ضرایب درون یک زیرباند استفاده می‌کنیم اما این روش قابل تعمیم به حالتی است که وابستگی میان زیرباندهای مختلف هم مدل شود. به منظور نشان دادن وابستگی میان ضرایب درون یک زیرباند از هیستوگرام شرطی ضرایب استفاده می‌نماییم.

شکل ۲ هیستوگرام شرطی ضرایب برای زیرباند جهت ۱ سطح اول تجزیه به شرط همسایه‌های مجاور آن را برای تبدیل لگاریتم تصویر قایق نشان می‌دهد. همانطور که از شکل‌ها مشخص است بین یک ضریب و همسایه راست و بالای آن همبستگی خطی قابل توجهی وجود دارد. لازم به ذکر است که ما از تبدیل موجک مختلط استفاده کرده ایم و لذا برای هر دو بخش حقیقی و موهومی هیستوگرام شرطی رسم شده است.

نوع همسایگی	بخش حقیقی	بخش موهومی
بالا		
راست		
قطری		

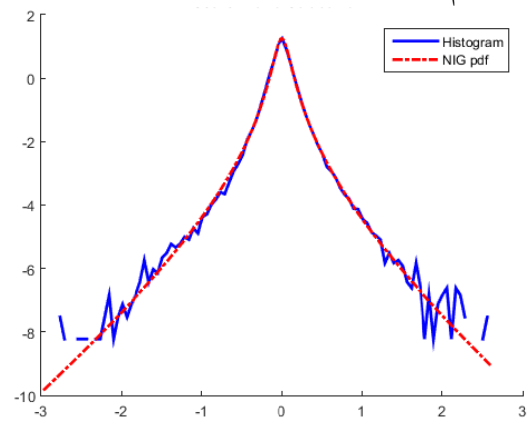
شکل ۲ هیستوگرام شرطی ضرایب موجک

بعد از تجزیه تصویر به زیرباندها در مقیاس‌ها و جهت‌های متفاوت، همسایه‌های یک ضریب مرجع در یک بردار  $d$  بعدی  $(x_1, \dots, x_d)^t$  چیده می‌شوند که  $d$  اندازه‌ی همسایگی را مشخص می‌کند و  $t$  نشان دهنده ترانهاده است. مشاهده‌های چندتایی با عبور دادن یک پنجره در سرتاسر زیرباند بدست می‌آیند (شکل ۳) و داریم:  $\bar{x}_r = (x_{1,r}, \dots, x_{d,r})^t$ ,  $r=1, \dots, L$  که بردار همسایگی ضریب موجک  $r$  ام را مشخص می‌کند و  $L$  اندازه زیرباند موجک

پارامتر مقیاس، چولگی<sup>۱</sup> و موقعیت توزیع می‌باشند. به منظور تخمین پارامترهای توزیع فوق می‌توان از روابط  $E(X) = \mu + \frac{\delta\beta}{\gamma}$  و  $V(X) = \frac{\delta\alpha^2}{\gamma^3}$ ،  $S(X) = \frac{3\beta}{\alpha(\delta\gamma)^2}$

$$K(X) = \frac{3 \left( 1 + 4 \left( \frac{\beta}{\alpha} \right)^2 \right)}{\delta\gamma} \quad (۶)$$

استفاده کرد که  $E(X)$ ،  $V(X)$ ،  $S(X)$  و  $K(X)$  به ترتیب امید ریاضی، واریانس، چولگی و کشیدگی<sup>۲</sup> متغیر تصادفی  $X$  هستند. همانطور که در بخش مقدمه اشاره شد، به منظور تبدیل نویز ضرب‌شونده به نویز جمع‌شونده در حذف نویز، تبدیل لگاریتم روی تصویر اعمال می‌گردد. لذا میزان تطابق توزیع NIG را با ضرایب موجک تصاویر تبدیل لگاریتم یافته را از طریق تطابق هیستوگرام‌ها بررسی می‌کنیم. از آنجایی که نویز لکه‌ای در تمامی تصاویر SAR موجود است، برای بررسی تطابق معمولاً تصاویر بدون نویز مورد استفاده قرار می‌گیرند. این تست روی تعداد زیادی تصویر انجام شده است و تمامی آزمایش‌ها تطابق این توزیع با ضرایب موجک لگاریتم تصاویر را تایید کردند. برای نمونه در شکل ۱ ضرایب موجک یک زیرباند تصویر قایق و توزیع BKF متناظر آن رسم شده است.



شکل ۱ تبدیل لگاریتم هیستوگرام ضرایب موجک و توزیع NIG متناظر آن

### ۲-۳ مدل GC-NIG و تطابق آن با ضرایب موجک

در بسیاری از روش‌های ارائه شده به منظور حذف نویز با تبدیل موجک، ضرایب موجک مستقل در نظر گرفته شده‌اند در حالی که در عمل ضرایب موجک هم در درون یک مقیاس و هم در سراسر مقیاس‌ها به یکدیگر وابستگی دارند. مولین و لیو در [۱۵] با اندازه‌گیری اطلاعات متقابل وابستگی میان ضرایب را اندازه‌گیری

<sup>۱</sup> skewness

<sup>۲</sup> kurtosis

$$P_{GC-NIG}(x_{1,r}, \dots, x_{d,r}) = \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp \frac{-Z^T (\Sigma^{-1} - I) Z}{2} \times \prod_{i=1}^d \left( \frac{\alpha \delta e^{\delta \gamma + \beta (x_{i,r} - \mu)}}{\pi} \frac{K_1 \left( \alpha \sqrt{\delta^2 + (x_{i,r} - \mu)^2} \right)}{\sqrt{\delta^2 + (x_{i,r} - \mu)^2}} \right) \quad (8)$$

که پارامترهای توزیع NIG در بخش ۲-۲ معرفی شدند.

### ۳ تخمین گر MMSE برای حذف نویز لکه‌ای

در این بخش با طراحی تخمین گر MMSE مبتنی بر تابع توزیع احتمال توام ضرایب موجک بدست آمده از بخش قبل، ضرایب موجک بدون نویز را از مشاهدات حاوی نویز بازسازی می‌کنیم. در تصاویر SAR پیکسل نویزی (i,j) ام را با I(i,j) نشان می‌دهیم که متناظر با مقدار اصلی و بدون نویز S(i,j) است.  $\eta_{mul}(i,j)$  و  $\eta_{ad}(i,j)$  به ترتیب متناظر با نویز ضرب شونده و نویز جمع شونده در پیکسل (i,j) ام است. رابطه بین مشاهده‌ها و سیگنال اصلی به صورت رابطه ۹ است [۹]:

$$I(i, j) = S(i, j) \cdot \eta_{mul}(i, j) + \eta_{ad}(i, j) \quad (9)$$

به طور کلی، تاثیر نویز ضرب شونده نسبت به نویز جمع شونده قابل چشم پوشی است [۹]، رابطه ۹ را با رابطه ۱۰ بازنویسی می‌کنیم:

$$I(i, j) = S(i, j) \cdot \eta_{mul}(i, j) \quad (10)$$

در [۲۴] نشان داده شده است که هنگامیکه تبدیل لگاریتم به تصویر SAR اعمال گردد، نویز لکه ای تقریباً معادل با نویز جمع شونده گوسی می‌گردد. با اعمال تبدیل لگاریتم روی مشاهده‌ها، رابطه ۱۰ را به صورت رابطه ۱۱ بازنویسی می‌نماییم:

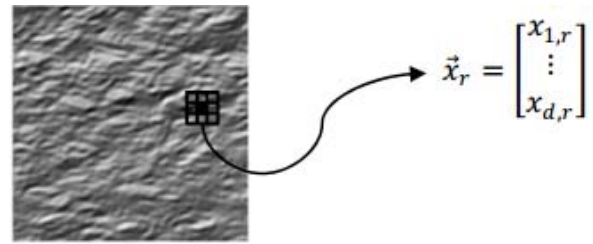
$$\log(I(i, j)) = \log(S(i, j)) + \log(\eta_{mul}(i, j)) \quad (11)$$

در رابطه ۱۱ نویز جمع شونده گوسی و مستقل از سیگنال در نظر گرفته می‌شود. تبدیل موجک عملی خطی می‌باشد و با اعمال آن روی تبدیل لگاریتم تصویر، در هر سطح و در تمام جهات، مجموعه ای از ضرایب موجک نویزی خواهیم داشت که بصورت جمع سیگنال و نویز نوشته می‌شوند. طبق رابطه ۱۱ برای هر ضریب در زیرباند دلخواه m در هر سطح خواهیم داشت:

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

$Y^m$  ضریب نویزی مشاهده شده است،  $X^m$  ضریب بدون نویز متناظر با  $Y^m$  و  $N^m$  نویز گوسی است. به منظور ساده سازی نوشتار اندیس m را حذف می‌کنیم. به دلیل خاصیت تعامد تبدیل موجک، لگاریتم نویز لکه‌ای در حوزه موجک، گوسی باقی می‌ماند. در چهارچوب بیزین، عمل حذف نویز با تخمین آماری صورت می‌پذیرد. تخمین گر MMSE مقداری برای سیگنال اصلی تخمین می‌زند که میانگین مربع خطا بین سیگنال اصلی و مقدار تخمینی را

است. ماتریس مشاهده‌ها با قرار دادن بردارهای  $\bar{x}_r$  به ازای  $r=1, \dots, L$  کنار یکدیگر به دست می‌آیند.



شکل ۳ مدل کردن ضرایب درون یک زیرباند [۱۸]

همانطور که ذکر شد در این مقاله مدلسازی آماری ضرایب موجک با استفاده از کاپولا و بر مبنای استفاده از توزیع حاشیه ای NIG صورت می‌گیرد. از آنجایی که تابع توزیع احتمال چند متغیره مبتنی بر کاپولا گوسی تطابق مناسبی با ویژگی‌های آماری ضرایب موجک زیرباند‌ها دارد [۱۸]، در این مقاله از کاپولای گوسی استفاده می‌کنیم. به منظور استفاده از کاپولای گوسی طبق فرمول شماره ۴ باید ماتریس کاپولای گوسی تخمین زده شود و در این راستا باید از تبدیل گاوسی سازی استفاده نماییم.

در این راستا هریک از مشاهده‌ها  $\bar{x}_r = (x_{1,r}, \dots, x_{d,r})^t$ ،  $r=1, \dots, L$  با تبدیل  $z_{i,r} = \Phi^{-1}(F(x_{i,r}, \eta_i))$  به بردارهای  $\bar{z}_r$  تبدیل می‌شوند  $\bar{z}_r = (z_{1,r}, \dots, z_{d,r})^t$ ،  $r=1, \dots, L$  که  $F(\cdot)$  نشان دهنده تابع توزیع تجمعی NIG،  $\eta_i$  نشان دهنده پارامترهای این توزیع و  $\Phi$  تابع توزیع تجمعی توزیع نرمال استاندارد  $N(0, I)$  است. لازم به ذکر است که پارامترهای توزیع NIG شامل  $\alpha, \delta, \beta$  و  $\mu$  برای کل یک زیرباند یکسان در نظر گرفته می‌شود و لذا این پارامترها با استفاده از کل زیر باند و فرمول‌های ذکر شده در بخش ۲-۲ تخمین زده می‌شود. داده‌های تبدیل شده را با ماتریس  $Z = [\bar{z}_1, \dots, \bar{z}_L]$  نشان می‌دهیم که با توجه به قوانین پایه آمار و احتمال دارای توزیع گوسی خواهند بود. در نهایت با استفاده از تخمین گر بیشینه درست نمایی<sup>۱</sup> ماتریس  $\Sigma$  را با داشتن  $\bar{z}_1, \dots, \bar{z}_L$  با استفاده از رابطه ۷ تخمین می‌زنیم:

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \bar{z}_i \bar{z}_i^t = \frac{1}{L} Z Z^t \quad (V)$$

با استفاده از کاپولای گوسی و تابع توزیع احتمال حاشیه‌ای NIG، تابع توزیع احتمال توام GC-NIG را طبق فرمول ۸ تشکیل می‌دهیم:

<sup>۱</sup> Maximum Likelihood



گرفتن وابستگی و یا روش‌های اعمال حد آستانه بار محاسباتی بیشتری دارد. اما در مقایسه با روش مبتنی بر 2D-GARCH که وابستگی‌ها را در نظر می‌گیرد، بار محاسباتی کمتری دارد. البته در اکثر کاربردهای تصویربرداری SAR، لزومی به پردازش بلادرنگ تصاویر نیست، لذا بار محاسباتی روش‌های حذف نویز تصاویر SAR اهمیت کمتری نسبت به کیفیت روش‌ها دارد. همچنین با توجه به ساختار روش پیشنهادی (حذف نویز در هر زیر بانده مستقل از زیر باندهای دیگر تبدیل موجک) می‌توان با پیاده‌سازی موازی الگوریتم پیشنهادی، زمان پردازش را به نسبت قابل توجهی کاهش داد. به علاوه با گسسته سازی تابع چگالی احتمال و استفاده از کانولوشن گسسته می‌توان انتگرال‌های صورت و مخرج رابطه ۱۷ را سریع و به صورت تقریبی محاسبه نمود. نتایج آزمایش‌ها کارایی مناسب این محاسبه تقریبی را تایید می‌کند.

### ۳-۱ تخمین پارامتر

برای استفاده از تخمین‌گر ارائه شده در بخش قبل برای حذف نویز تصاویر SAR، نیازمند تخمین پارامترهای توزیع NIG، واریانس نویز  $\sigma_n$  و ماتریس  $\Sigma$  کاپولا می‌باشیم. از تخمین مرسوم ارائه شده در [۲۵] برای تخمین انحراف معیار نویز استفاده می‌کنیم:

$$\sigma_n = \frac{\text{MAD}(Y(i, j))}{0.6746} \quad Y(i, j) \in \text{HH}_1$$

عبارت MAD عملگر میانه انحراف مطلق<sup>۱</sup> است و  $\text{HH}_1$  زیرباند قطری اولین سطح تجزیه است. تخمین پارامترهای توزیع NIG از روی مشاهدات نویزی در [۲۳] ارائه گردیده است. با توجه به ویژگی‌های ذکر شده از هیستوگرام ضرایب موجک، پارامترهای  $\mu$  و  $\beta$  برابر صفر می‌باشند. در هر زیرباند نیازمند تخمین گشتاور دوم و چهارم ضرایب اصلی و بدون نویز هستیم. ارتباط گشتاور مشاهده‌ها و سیگنال اصلی از رابطه ۱۹ پیروی می‌کند:

$$E(X^2) = E(Y^2) - \sigma_n^2$$

$$E(X^4) = E(Y^4) - 6 E(X^2)\sigma_n^2 - 3 \sigma_n^4$$

$$\alpha = \sqrt{\frac{3E(X^2)}{E(X^4) - 3E(X^2)^2}}$$

$$\delta = \alpha * E(X^2)$$

ماتریس  $\Sigma$  طبق رابطه ۷ از روی نسخه تصویر حذف نویز شده با فیلتر Lee تخمین زده می‌شود. با توجه به مراحل مختلف روش پیشنهادی، بلوک دیاگرام این روش در شکل ۴ خلاصه شده است.

کمینه کند. رابطه MMSE برای تخمین  $x$  با داشتن  $y$  از فرمول ۱۳ پیروی می‌کند:

$$\hat{x}(y) = E\{x|y\} = \int x f_{x|y}(x|y) dx \quad (13)$$

برای اعمال وابستگی، مقدار تخمین را بر اساس بردار مشاهده‌ها که شامل مقادیر همسایه‌های ضریب مورد نظر نیز می‌باشد، محاسبه می‌کنیم.  $(x_1, \dots, x_d)$  ضرایب موجک تصویر اصلی بدون نویز هستند که در یک همسایگی قرار دارند که وابستگی بین آنها با استفاده از کاپولا در نظر گرفته می‌شود و  $(y_1, \dots, y_d)$  ضرایب نویزی متناظر هستند. لازم به ذکر است که برای ساده سازی نوشتار از اندیس  $r$  صرفنظر کرده‌ایم و برای تمامی  $r$  ها روابط قابل استفاده هستند. در اینصورت تخمین MMSE برای ضریب  $x_i$  ( $1 \leq i \leq d$ ) دارای فرمول ۱۴ خواهد بود:

$$\begin{aligned} E(x_i | y_1 \dots y_d) &= \int x_i f(x_i | y_1 \dots y_d) dx_i \\ &= \int \dots \int x_i f(x_1 \dots x_d | y_1 \dots y_d) dx_1 \dots dx_d \\ &= \int \dots \int x_i \frac{f(y_1 \dots y_d, x_1 \dots x_d)}{f(y_1 \dots y_d)} dx_1 \dots dx_d \\ &= \frac{\int \dots \int x_i f(y_1 | x_1) f(y_2 | x_2) \dots f(y_d | x_d) f(x_1 \dots x_d)}{\int \dots \int f(y_1 | x_1) f(y_2 | x_2) \dots f(y_d | x_d) f(x_1 \dots x_d)} dx_1 \dots dx_d \end{aligned} \quad (14)$$

می‌دانیم اگر در توزیع توام  $d$  متغیر تصادفی، از  $d-1$  متغیر انتگرال گیری شود، توزیع احتمال حاشیه‌ای متغیری که انتگرال گیری روی آن انجام نشده است به دست می‌آید. در رابطه ۱۴ از این واقعیت استفاده شده است. با توجه به رابطه ۱۲ و فرض گوسی بودن نویز داریم:

$$f(y_i | x_i) \sim N(x_i, \sigma_n) \quad (15)$$

که  $\sigma_n$  نشان دهنده واریانس نویز است. همچنین داریم:

$$\begin{aligned} f(x_1 \dots x_d) &= \frac{1}{|\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \frac{-Z^T (\Sigma^{-1} - I) Z}{2} \\ &= \prod_{i=1}^d \left( \frac{\alpha \delta e^{\delta y + \beta(x_i - \mu)}}{\pi} \frac{K_1 \left( \alpha \sqrt{\delta^2 + (x_i - \mu)^2} \right)}{\sqrt{\delta^2 + (x_i - \mu)^2}} \right) \end{aligned} \quad (16)$$

لذا با جایگذاری ۱۵ در رابطه ۱۴، رابطه ۱۷ به دست می‌آید: (تابع  $f(x_1, \dots, x_d)$  در رابطه زیر از رابطه ۱۶ محاسبه می‌گردد)

$$\begin{aligned} E(x_i | y_1 \dots y_d) &= \frac{\int \dots \int x_i \times N(x_1, \sigma_n) \times \dots \times N(x_d, \sigma_n) f(x_1 \dots x_d) dx_1 \dots dx_d}{\int \dots \int N(x_1, \sigma_n) \times \dots \times N(x_d, \sigma_n) f(x_1 \dots x_d) dx_1 \dots dx_d} \end{aligned} \quad (17)$$

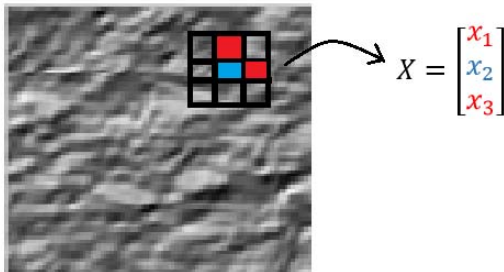
انتگرال‌های رابطه ۱۷ را به صورت عددی تقریب می‌زنیم و با درون یابی مقدار هر ضریب را محاسبه می‌کنیم. باید توجه داشت که در نظرگرفتن وابستگی‌ها موجب افزایش بار محاسباتی می‌گردد. لذا روش پیشنهادی در مقایسه با روش NIG بدون در نظر

<sup>۱</sup> Median Absolute Deviation



شکل ۵: تصویر هوایی از دادگان UC Merced Land Use

علاوه بر ارزیابی روش پیشنهادی روی تصاویر SAR شبیه سازی شده، آزمایشاتی نیز روی تصاویر SAR واقعی انجام می‌گیرد. به دلیل کاهش بار محاسبات از هشت همسایه مجاور هر ضریب در یک زیرباند، تنها از دو همسایه آن (راست و بالا) که بیشترین وابستگی را دارند، برای تشکیل تابع چگالی احتمال توام استفاده می‌نماییم. با قرار دادن هر ضریب و دو همسایه آن (ضریب بالایی و ضریب سمت راست) در یک بردار مانند شکل ۶، بردارهای سه بعدی مشاهدات  $X$  را تشکیل می‌دهیم.



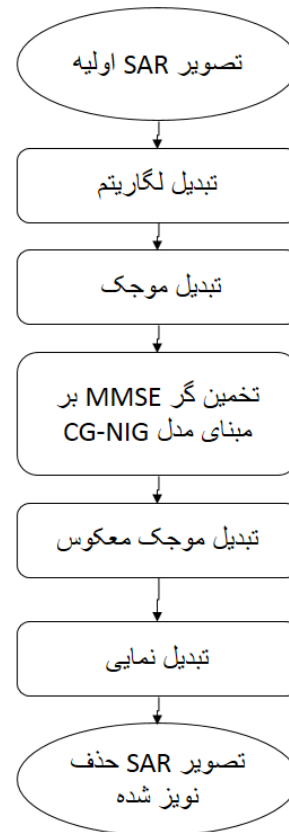
شکل ۶: نحوه انتخاب همسایگان یک ضریب

#### ۴-۱ تصاویر SAR شبیه سازی شده

همانطور که ذکر شد، به منظور ارزیابی روش ارائه شده از دو تصویر با محتوای متفاوت استفاده شده است. به منظور ارزیابی میزان حفظ لبه‌های تصویر، از تصویر کلاسیک قایق و از تصویر هوایی شکل ۵ به دلیل تشابه محتوا با تصاویر SAR استفاده می‌نمائیم. در [۲]، برای نویز لکه ای توزیع گاما با میانگین واحد و واریانس  $1/L$  طبق رابطه ۲۳ ارائه گردیده است:

$$p(n) = \frac{L^n n^{L-1} e^{-Ln}}{\Gamma(L)} \quad n \geq 0 \quad (23)$$

در فرمول ۲۳،  $L$  نشان دهنده تعداد نگاه‌ها است. در این آزمایش تصاویر انتخابی ۱۰ مرتبه به نویز لکه ای طبق مدل فوق با مقادیر  $L=9,16,25,36$  آغشته می‌نمائیم سپس میانگین معیارهای

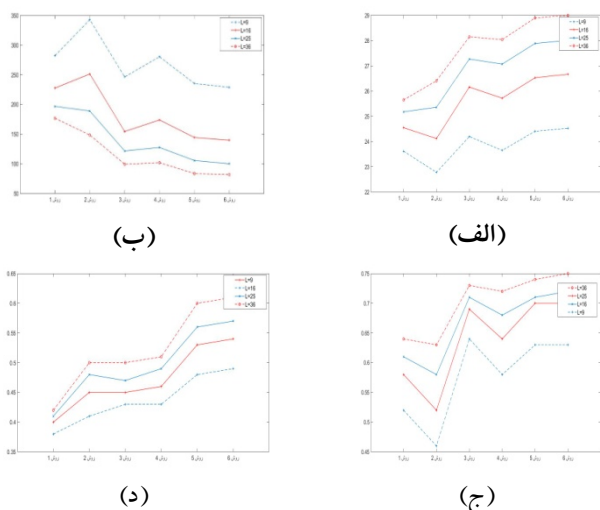


شکل ۴: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

#### ۴ نتایج آزمایشات

در این بخش به منظور ارزیابی روش پیشنهادی حذف نویز تصاویر SAR، نتایج پیاده سازی ذکر می‌شود و همچنین کارایی روش ارائه شده با برخی از روش‌های مطرح حذف نویز مقایسه می‌گردد. در پیاده‌سازی روش ارائه شده از تبدیل موجک مختلط با درخت دوگانه با پنج سطح تجزیه استفاده شده است. در ارزیابی کارایی روش‌های حذف نویز به کمک بسیاری از شاخص‌ها نیازمند تصویر اصلی بدون نویز می‌باشیم. از آنجایی که تصاویر SAR همواره دارای نویز می‌باشند، با آلوده کردن تصاویر بدون نویز به نویز ضرب شونده، تصاویر SAR را شبیه سازی می‌کنیم. به این منظور از تصویر قایق و همچنین از یک تصویر هوایی به دلیل مشابهت محتوای آن با تصاویر SAR استفاده می‌نماییم. تصویر هوایی انتخابی از داده‌های UC Merced Land Use در شکل ۵ نشان داده شده است.

مقدار خطای MSE را بین سایر روش‌ها دارد. در جدول ۲ مقادیر PSNR گزارش شده است که مقدار بیشتر این معیار به معنای قوی‌تر بودن روش در حذف نویز است. همانطور که مشخص است در اکثر موارد روش ارائه شده مقدار PSNR بیشتری داشته است. همچنین به منظور ارزیابی روش‌ها در میزان حفظ لبه‌ها از شاخص EC نموده‌ایم که همانطور که از نتایج جدول ۳ مشخص است در تمامی حالات روش ارائه شده عملکرد بهتری داشته است. نتایج مربوط به معیار SSIM نیز در جدول ۴ گزارش شده است. همچنین به منظور فراهم آوردن امکان مقایسه بصری نتایج، نمودارهای متناظر این جداول برای تصویر قایق در شکل ۷ نمایش داده شده است.



شکل ۷: (الف) PSNR، (ب) MSE، (ج) SSIM و (د) EC روش‌های مختلف حذف نویز (روش ۱ تا ۶ مربوط به سطر ۱ تا ۶ جدول ۱ به ترتیب روش‌های مقالات [۲۶]، [۲۷]، [۹]، [۸]، [۲۸] و روش پیشنهادی) بر مبنای معیارهای مختلف (تصویر قایق)

## ۲-۴ تصاویر SAR واقعی

در این بخش، روش ارائه شده به همراه چند روش مورد مقایسه را بر روی دو تصویر SAR واقعی از مجموعه داده MSTAR [۲۹] اعمال می‌نماییم و نتایج عملکرد را به صورت بصری مشاهده می‌نماییم. نتایج در شکل‌های ۸ و ۹ نمایش داده شده است. این نتایج نشان دهنده آن است که روش حد آستانه تطبیقی، روش انقباض بیز و روش مبتنی بر توزیع آلفا پایدار نسبت به سایر روش‌ها کارایی مناسبی نداشته‌اند. نتایج حاصل از روش انقباض بیز نشان دهنده حضور نویز لکه‌ای در تصاویر خروجی این روش است و نتایج روش آلفا پایدار نشان دهنده این است که این روش در حفظ جزئیات تصویر موفق نبوده است.

ارزیابی را با انحراف معیار برای این ده مرتبه گزارش می‌نماییم. مقادیر بزرگتر برای L متناظر با واریانس کمتر برای نویز است. در این قسمت نتایج روش ارائه شده با روش حد آستانه تطبیقی<sup>۱</sup> [۲۶]، روش NIG-MMSE [۲۷]، که در آن از توزیع NIG بدون در نظر گرفتن وابستگی‌ها برای توصیف ضرایب استفاده شده است، روش انقباض بیز<sup>۲</sup> [۲۸]، روش حذف نویز لکه‌ای بر مبنای مدل 2D-GARCH [۸] و روش حذف نویز لکه‌ای بر مبنای مدل آلفا پایدار<sup>۳</sup> [۹] مقایسه گردیده است. برای مقایسه روش‌ها از معیارهای MSE (Mean Square Error)، PSNR، (Peak Signal to Noise Ratio)، EC (Edge Correlation) و SSIM (Structural Similarity Index Measurement) استفاده شده است. معیار MSE نشان دهنده میانگین خطای مربعات میان تصویر مرجع (تصویر بدون نویز) و تصویر مدنظر حذف نویز شده است. معیار PSNR نسبت قله سیگنال به نویز را نشان می‌دهد و از فرمول ۲۴ محاسبه می‌شود که برای تصاویر داریم:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{Max}_I^2}{\text{MSE}} \right) \quad (24)$$

برای تصاویر  $\text{Max}_I$  برابر ۲۵۵ است. شاخص EC به عنوان معیاری برای اندازه‌گیری میزان حفظ لبه‌ها در روش‌های حذف نویز ارائه گردیده است. EC به عنوان ضریب همبستگی بین نسخه‌های بالاگذر تصویر اصلی و تصویر حذف نویز شده تعریف می‌گردد که مقادیری بین صفر و یک اختیار می‌کند و مقادیر بزرگتر آن نشان دهنده حفظ بهتر لبه‌ها است. شاخص EC از رابطه ۲۵ محاسبه می‌گردد:

$$EC = \frac{\text{Cov}[I^H, \hat{I}^H]}{\sqrt{\text{Var}[I^H] \cdot \text{Var}[\hat{I}^H]}} \quad (25)$$

$I^H$  نشان دهنده نسخه بالاگذر تصویر بدون نویز و  $\hat{I}^H$  نشان دهنده نسخه بالاگذر تصویر حذف نویز شده است. معیار SSIM نیز یک معیار برای بررسی حفظ کیفیت تصویر است که روی پنجره‌های مختلف تصویر محاسبه می‌شود و فرمول آن طبق رابطه ۲۶ است:

$$SSIM = \frac{(2E(I)E(\hat{I}) + c_1)(2\text{cov}(I, \hat{I}) + c_2)}{(E(I)^2 + E(\hat{I})^2 + c_1)(\text{var}(I) + \text{var}(\hat{I}) + c_2)} \quad (26)$$

$I$  و  $\hat{I}$  به ترتیب تصویر بدون نویز و تصویر حذف نویز شده هستند،  $c_1$  و  $c_2$  دو ثابت،  $E(\cdot)$  میانگین گیری آماری،  $\text{var}(\cdot)$  واریانس و  $\text{cov}(\cdot, \cdot)$  نشان دهنده کواریانس هستند.

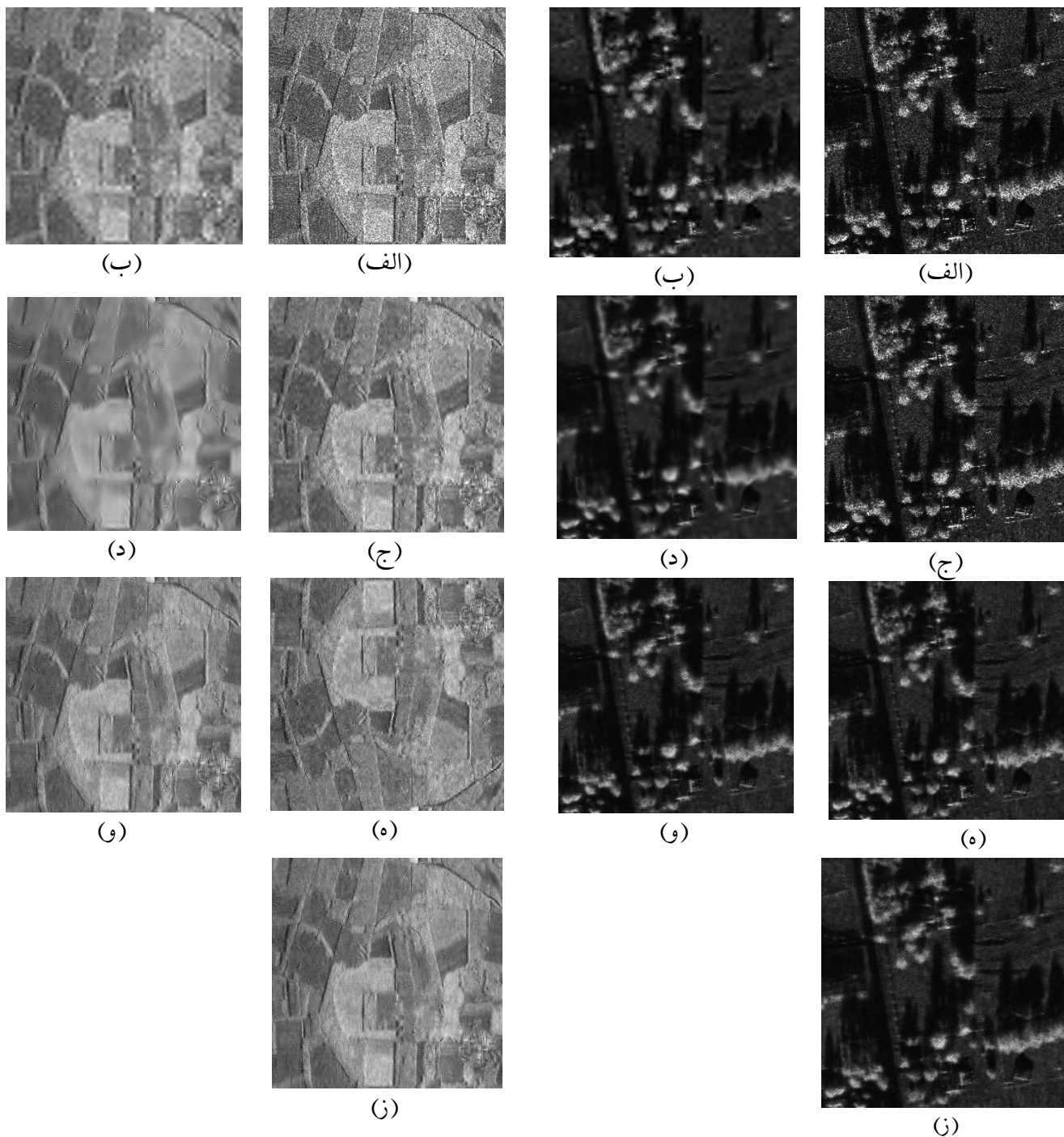
جدول ۱ مقادیر MSE برای هر روش را نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است روش ارائه شده در اکثر موارد کمترین

<sup>۱</sup> adaptive thresholding

<sup>۲</sup> Bayes shrink

<sup>۳</sup> alpha-stable





شکل ۹: (الف) تصویر SAR2 (ب) adaptive thresholding (ج) Bayes shrink (د) alpha-stable (ه) 2D-GARCH (و) NIG-MMSE (ز) روش پیشنهادی

شکل ۸: (الف) تصویر SAR1 (ب) adaptive thresholding (ج) Bayes shrink (د) alpha-stable (ه) 2D-GARCH (و) NIG-MMSE (ز) روش پیشنهادی

کاهش نویز نواحی همگن پرداخته و برابر با نسبت مربع میانگین به واریانس شدت پیکسل‌ها در نواحی همگن است. لازم به ذکر است که این معیار تخمینی برای میزان عدم حضور نویز است و اطلاعاتی راجع به حفظ جزئیات تصاویر را شامل نمی‌شود. لذا می‌توان صرفاً از روی آن در مورد کیفیت تصویر نتیجه‌گیری کرد. نتایج مربوط به روش پیشنهادی و روش‌هایی که عملکرد نسبتاً مشابهی از دیدگاه بصری داشته‌اند، در جدول ۵ ذکر شده است.

همچنین کارایی روش پیشنهادی در کاهش نویز لکه‌ای و در عین حال حفظ لبه‌ها و جزئیات تصویر مناسب است. به منظور مقایسه عددی روش‌هایی که از دیدگاه بصری روی تصاویر SAR مناسب‌تر عمل نموده‌اند، می‌توان از معیار ENL (Equivalent Number of Look) استفاده کرد. این معیار که یک معیار ارزیابی بدون مرجع است، به بررسی توانایی روش‌های حذف نویز در

## ۵ جمع بندی

از تصاویر SAR شبیه سازی شده به منظور بررسی کارایی روش ارائه شده به کمک MSE و SNR استفاده شد و نتایج با برخی از روش های مطرح مقایسه گردید. در نهایت نتایج اعمال روش ارائه شده روی تصاویر SAR واقعی ارائه گردید. نتایج آزمایشات برتری روش ارائه شده نسبت به برخی از روش ها را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که می توان مناسب بودن روش پیشنهادی این مقاله را برای سایر تصاویر با نویز ضرب شونده مانند تصاویر التراسوند مورد بررسی قرار داد.

در این مقاله یک روش جدید در حوزه موجک برای حذف نویز لکه ای تصاویر SAR ارائه گردید. در ابتدا تبدیل لگاریتم روی تصاویر SAR اعمال گردید تا نویز لکه ای به نویز جمع شونده تبدیل گردد. سپس ضرایب موجک تصویر تبدیل لگاریتم یافته با توزیع NIG توصیف شدند و وابستگی intra-scale بین ضرایب به کمک کاپولای گوسی مدل گردیدند. تخمین گر بیزین بر اساس تابع توزیع احتمال چند متغیره ضرایب تشکیل گردید.

جدول ۱ مقادیر MSE (میانگین و انحراف از معیار)

method	L			
	۹	۱۶	۲۵	۳۶
تصویر قایق				
Adaptive thresholding[26]	282/18 ± 1/24	227/66 ± 1/12	196/90 ± 0/64	176/87 ± 0/74
Bayes shrink[27]	342/87 ± 10/62	251/45 ± 5/60	189/04 ± 2/68	148/61 ± 1/76
Alpha-stable [9]	246/51 ± 1/5	154/44 ± 1/3	121/73 ± 0/76	99/37 ± 1/41
2D-GARCH[8]	280/47 ± 2/56	173/96 ± 1/14	127/61 ± 0/69	101/94 ± 0/60
NIG-MMSE[28]	235/39 ± 2/4	144/38 ± 1/16	105/66 ± 0/77	83/63 ± 0/45
proposed	229/01 ± 2/44	139/68 ± 1/19	100/12 ± 0/11	81/77 ± 0/21
تصویر هوایی				
Adaptive thresholding[26]	622/86 ± 3/16	561/06 ± 3/77	518/35 ± 1/66	487/76 ± 3/91
Bayes shrink[27]	531/61 ± 11/32	383/64 ± 5/72	280/49 ± 2/79	215/19 ± 3/26
Alpha-stable [9]	421/40 ± 5/14	279/16 ± 2/62	211/84 ± 1/21	173/44 ± 1/95
2D-GARCH[8]	459/00 ± 4/35	312/84 ± 3/81	233/00 ± 3/60	182/72 ± 2/77
NIG-MMSE[28]	388/37 ± 5/10	255/89 ± 2/47	189/05 ± 1/83	148/41 ± 1/51
proposed	381/17 ± 3/53	249/94 ± 2/11	182/51 ± 2/24	141/94 ± 0/76

جدول ۲ مقادیر PSNR (میانگین و انحراف از معیار)

method	L			
	۹	۱۶	۲۵	۳۶
تصویر قایق				
Adaptive thresholding[26]	23/62 ± 0/01	24/55 ± 0/02	25/18 ± 0/01	25/65 ± 0/01
Bayes shrink[27]	22/78 ± 0/13	24/12 ± 0/09	25/36 ± 0/06	26/41 ± 0/05
Alpha-stable [9]	24/20 ± 0/04	26/16 ± 0/04	27/27 ± 0/02	28/15 ± 0/06
2D-GARCH[8]	23/65 ± 0/03	25/72 ± 0/02	27/07 ± 0/02	28/04 ± 0/02
NIGMMSE[28]	24/41 ± 0/04	26/53 ± 0/03	27/89 ± 0/03	28/90 ± 0/02
proposed	24/53 ± 0/04	26/67 ± 0/03	28/01 ± 0/02	29/00 ± 0/01
تصویر هوایی				
Adaptive thresholding[26]	20/18 ± 0/02	20/64 ± 0/02	20/98 ± 0/01	21/24 ± 0/03
Bayes shrink[27]	20/87 ± 0/09	22/29 ± 0/06	23/65 ± 0/04	24/80 ± 0/06
Alpha-stable [9]	21/88 ± 0/05	23/67 ± 0/04	24/87 ± 0/02	25/73 ± 0/04
2D-GARCH[8]	21/51 ± 0/04	23/17 ± 0/05	24/45 ± 0/06	25/51 ± 0/06
NIGMMSE[28]	22/23 ± 0/05	24/05 ± 0/04	25/36 ± 0/04	26/41 ± 0/04
proposed	22/31 ± 0/04	24/15 ± 0/03	25/51 ± 0/05	26/60 ± 0/02

جدول ۳ مقادیر EC (میانگین و انحراف از معیار)

method	L			
	۹	۱۶	۲۵	۳۶
تصویر قایق				
Adaptive thresholding[26]	۰/۳۸ ± ۰/۰۰۲	۰/۴۰ ± ۰/۰۰۱	۰/۴۱ ± ۰/۰۰۱	۰/۴۲ ± ۰/۰۰۱
Bayes shrink[27]	۰/۴۱ ± ۰/۰۰۳	۰/۴۵ ± ۰/۰۰۲	۰/۴۸ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۰ ± ۰/۰۰۲
Alpha-stable [9]	۰/۴۳ ± ۰/۰۰۳	۰/۴۵ ± ۰/۰۰۲	۰/۴۷ ± ۰/۰۰۲	۰/۵۰ ± ۰/۰۰۴
2D-GARCH[8]	۰/۴۳ ± ۰/۰۰۱	۰/۴۶ ± ۰/۰۰۱	۰/۴۹ ± ۰/۰۰۲	۰/۵۱ ± ۰/۰۰۲
NIGMMSE[28]	۰/۴۸ ± ۰/۰۰۷	۰/۵۳ ± ۰/۰۰۳	۰/۵۶ ± ۰/۰۰۶	۰/۶۰ ± ۰/۰۰۲
proposed	۰/۴۹ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۴ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۷ ± ۰/۰۰۴	۰/۶۱ ± ۰/۰۰۱
تصویر هوایی				
Adaptive thresholding[26]	۰/۴۷ ± ۰/۰۰۲	۰/۴۹ ± ۰/۰۰۵	۰/۵۱ ± ۰/۰۰۳	۰/۵۳ ± ۰/۰۰۴
Bayes shrink[27]	۰/۵۲ ± ۰/۰۰۴	۰/۵۷ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۲ ± ۰/۰۰۲	۰/۶۶ ± ۰/۰۰۲
Alpha-stable [9]	۰/۶۱ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۶ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۹ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۱ ± ۰/۰۰۴
2D-GARCH[8]	۰/۵۸ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۳ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۷ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۰ ± ۰/۰۰۳
NIGMMSE[28]	۰/۶۲ ± ۰/۰۰۲	۰/۶۷ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۰ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۳ ± ۰/۰۰۳
proposed	۰/۶۳ ± ۰/۰۰۴	۰/۶۸ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۲ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۵ ± ۰/۰۰۳

جدول ۴ مقادیر SSIM (میانگین و انحراف از معیار)

method	L			
	۹	۱۶	۲۵	۳۶
تصویر قایق				
Adaptive thresholding[26]	۰/۵۲ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۸ ± ۰/۰۰۱	۰/۶۱ ± ۰/۰۰۱	۰/۶۴ ± ۰/۰۰۰
Bayes shrink[27]	۰/۴۶ ± ۰/۰۰۴	۰/۵۲ ± ۰/۰۰۳	۰/۵۸ ± ۰/۰۰۵	۰/۶۳ ± ۰/۰۰۲
Alpha-stable [9]	۰/۶۴ ± ۰/۰۰۱	۰/۶۹ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۱ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۳ ± ۰/۰۰۲
2D-GARCH[8]	۰/۵۸ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۴ ± ۰/۰۰۲	۰/۶۸ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۲ ± ۰/۰۰۱
NIGMMSE[28]	۰/۶۳ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۰ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۱ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۴ ± ۰/۰۰۱
proposed	۰/۶۳ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۰ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۲ ± ۰/۰۰۱	۰/۷۵ ± ۰/۰۰۱
تصویر هوایی				
Adaptive thresholding[26]	۰/۴۹ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۳ ± ۰/۰۰۲	۰/۵۵ ± ۰/۰۰۱	۰/۵۶ ± ۰/۰۰۱
Bayes shrink[27]	۰/۶۲ ± ۰/۰۰۳	۰/۶۹ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۴ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۸ ± ۰/۰۰۱
Alpha-stable [9]	۰/۶۷ ± ۰/۰۰۳	۰/۷۴ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۹ ± ۰/۰۰۱	۰/۸۱ ± ۰/۰۰۱
2D-GARCH[8]	۰/۶۸ ± ۰/۰۰۷	۰/۷۴ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۸ ± ۰/۰۰۲	۰/۸۲ ± ۰/۰۰۱
NIGMMSE[28]	۰/۷۰ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۷ ± ۰/۰۰۳	۰/۸۱ ± ۰/۰۰۱	۰/۸۴ ± ۰/۰۰۱
proposed	۰/۷۱ ± ۰/۰۰۲	۰/۷۷ ± ۰/۰۰۳	۰/۸۲ ± ۰/۰۰۱	۰/۸۴ ± ۰/۰۰۱

- [2] H. Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, "SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 40, no. 10, pp. 2196–2212, 2002.
- [3] J. S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 2, no. 2, pp. 165–168, 1980.
- [4] V. S. Frost, J. a Stiles, K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, "A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 4, no. 2, pp. 157–166, 1982.
- [5] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel, "Adaptive Noise Smoothing Filter for Images with Signal-

جدول ۵ مقادیر ENL

	2D-GARCH	MMSE NIG	Proposed
SAR1	۲۳/۵۹	۲۴/۶۱	۲۵/۷۳
SAR2	۱۰۴/۸۹	۱۳۱/۱۸	۱۳۲/۴۰

مراجع

- [1] J. Gokul, M. S. Nair, and J. Rajan, "Guided SAR image despeckling with probabilistic non local weights," *Comput. Geosci.*, vol. 109, pp. 16–24, Dec. 2017.

- [20] A. Sklar, "Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges," *Publ. Inst. Stat. Univ. Paris*, vol. 8, pp. 229–231, 1959.
- [21] M. H. Gholizadeh, H. Amindavar, and J. A. Ritcey, "Analytic Nakagami fading parameter estimation in dependent noise channel using copula," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2013, no. 1, p. 129, Dec. 2013.
- [22] *An Introduction to Copulas*. New York, NY: Springer New York, 2006.
- [23] M. I. H. Bhuiyan, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, "Wavelet-based despeckling of medical ultrasound images with the symmetric normal inverse Gaussian prior," in *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 2007, vol. 1.
- [24] H. H. Arsenault and G. April, "Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed," *J. Opt. Soc. Am.*, vol. 66, no. 11, pp. 1160–1163, 1976.
- [25] D. L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613–627, 1995.
- [26] D. Gnanadurai, and V. Sadasivam, "An efficient adaptive thresholding technique for wavelet based image denoising," *International Journal of Signal Processing*, 2, pp. 114–120, 2006.
- [27] S. G. Chang, B. Yu, and M. Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, no. 9, pp. 1532–1546, 2000.
- [28] M. I. H. Bhuiyan, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, "Wavelet-based image denoising with the normal inverse Gaussian prior and linear MMSE estimator," *IET Image Process.*, vol. 2, no. 4, p. 203, 2008.
- [29] "MSTAR Overview." [Online]. Available: <https://www.sdms.afri.af.mil/index.php?collection=mstar>. [Accessed: 14-Apr-2018].
- Dependent Noise," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 165–177, 1985.
- [6] S. Parrilli, M. Poderico, C. V. Angelino, and L. Verdoliva, "A Nonlocal SAR Image Denoising Algorithm Based on LLMMSE Wavelet Shrinkage," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 50, no. 2, pp. 606–616, 2012.
- [7] P. R. Hill, A. M. Achim, D. R. Bull, and M. E. Al-Mualla, "Dual-tree complex wavelet coefficient magnitude modelling using the bivariate Cauchy-Rayleigh distribution for image denoising," *Signal Processing*, vol. 105, pp. 464–472, 2014.
- [8] M. Amirmazlaghani, H. Amindavar, and A. Moghaddamjoo, "Speckle suppression in SAR images using the 2-D GARCH model," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 18, no. 2, pp. 250–259, 2009.
- [9] A. Achim, P. Tsakalides, and A. Bezerianos, "SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy-tailed modeling," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 41, no. 8, pp. 1773–1784, 2003.
- [10] D. L. Donoho and J. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994.
- [11] B. Vidakovic, "Statistical Modeling by Wavelets," *Stat. Model. by Wavelets*, p. xiii, 382, 1999.
- [12] S. G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [13] J. M. Fadili and L. Boubchir, "Analytical form for a Bayesian wavelet estimator of images using the Bessel K form densities," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 2, pp. 231–240, 2005.
- [14] M. I. H. Bhuiyan, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, "Spatially adaptive wavelet-based method using the cauchy prior for denoising the SAR images," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 17, no. 4, pp. 500–507, 2007.
- [15] J. Liu and P. Moulin, "Information-theoretic analysis of interscale and intrascale dependencies between image wavelet coefficients," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 11, pp. 1647–1658, 2001.
- [16] J. J. Ranjani and S. J. Thiruvengadam, "Dual-tree complex wavelet transform based sar despeckling using interscale dependence," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 48, no. 6, pp. 2723–2731, 2010.
- [17] A. Achim and E. E. Kuruo, "Image denoising using bivariate  $\alpha$ -stable distributions in the complex wavelet domain," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 12, no. 1, pp. 17–20, 2005.
- [18] N.-E. Lasmar and Y. Berthoumieu, "Gaussian Copula multivariate modeling for texture image retrieval using wavelet transforms," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 23, no. 5, pp. 2246–61, 2014.
- [19] I. Žežula, "On multivariate Gaussian copulas," *J. Stat. Plan. Inference*, vol. 139, no. 11, pp. 3942–3946, Nov. 2009.



**مریم امیرزادگان** در سال ۱۳۸۸ دکترای خود را در رشته مهندسی برق-مخابرات سیستم از دانشگاه صنعتی امیرکبیر اخذ نمود. از سال ۱۳۹۰ به عنوان هیات علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه امیرکبیر مشغول به کار است. علایق تحقیقاتی او شامل یادگیری ماشین، مدلسازی آماری و پردازش تصویر است.



**علیرضا سلیمی** مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار در سال ۱۳۹۳ از دانشگاه رازی کرمانشاه و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی در سال ۱۳۹۶ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت کرد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه او پردازش تصویر و یادگیری عمیق است.