

نویززدایی از تصویر رادار روزنه مجازی با استفاده از هموارسازی منطبق و نمایش تنک

ناصر کریمی^۱، محمدرضا تابان^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری، دانشگاه یزد، ۲- استاد، دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه یزد

(دریافت: ۹۷/۱۱/۰۷؛ پذیرش: ۹۸/۰۳/۱۱)

چکیده

به دلیل کاربردهای گسترده و نیاز به تشخیص جزئیات صحنه از تصاویر رادار روزنه مجازی، موضوع بهبود کیفیت این تصاویر پس از تشکیل، مورد توجه گسترده قرار گرفته است. با توجه به ماهیت تشکیل تصاویر رادار روزنه مجازی وجود نویز لکه به عنوان مهمترین عامل تخریب کیفیت این تصاویر می‌باشد که به صورت ضرب‌شونده مدل می‌شود. در این مقاله روش جدیدی برای حذف نویز لکه ارائه می‌شود. استفاده از تخمین‌گر MAP با توجه به تابع توزیع نویز و ارائه مساله بهینه‌سازی محدب به صورت محلی، ایده اصلی این مقاله است که در آن تعدیل‌سازهای هموارسازی منطبق، نمایش تنک و نگاشت در فضای تصویر به کار گرفته می‌شود. ارائه مدل بهینه‌سازی به صورت محلی و استفاده از هموارسازی منطبق امکان حذف مناسب نویز، حفظ لبه‌های قوی و جلوگیری از هموارسازی بیش از اندازه تصاویر را فراهم می‌سازد. همچنین، استفاده از نمایش تنک باعث حفظ مناسب بافت‌های تصویر و نگاشت در فضای تصویر موجب تقویت الگوریتم در مقابل سطوح بالای نویز می‌شود. به منظور حل مساله بهینه‌سازی روشی مبتنی بر کمینه‌سازی تناوبی معرفی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی، کارایی مناسب روش پیشنهادی در نویززدایی و حفظ جزئیات تصویر و ارائه نتایج بهتر نسبت به تعداد زیادی از روش‌های موجود را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی

رادار روزنه مجازی، نویززدایی، نویز لکه، هموارسازی منطبق، نمایش تنک، فضای ویژگی‌ها

۱. مقدمه

رادار روزنه مجازی (SAR)^۱ یک سامانه تصویربرداری سنجش از راه دور می‌باشد که با نصب بر روی هواپیما، ماهواره و یا هواپیمای بدون سرنشین اقدام به تصویربرداری با کیفیت بالا از صحنه مورد نظر می‌کند. این سامانه به دلیل استفاده از امواج مایکروویو، بدون در نظر گرفتن شرایط آب و هوایی و نور محیط قادر به تصویربرداری می‌باشد که این کارایی مزیت اصلی این سامانه تصویربرداری نسبت به سامانه‌های تصویربرداری نوری می‌باشد [۱]. در تصاویر SAR افزایش کیفیت با افزایش تفکیک‌پذیری رادار در هر دو راستای سمت^۲ و برد^۳ محقق می‌شود. افزایش فرکانس کاری، افزایش پهنای باند سیگنال ارسال، افزایش زاویه تجمیع همدوس سیگنال بازگشتی و ... از جمله راه‌های افزایش تفکیک‌پذیری در سامانه SAR می‌باشد. اما محدودیت‌های موجود در افزایش فرکانس و پهنای باند،

محدودیت در ذخیره‌سازی و ارسال اطلاعات با حجم بالا، هزینه بالا و محدودیت فیزیکی نصب سخت‌افزار، دستیابی به این عوامل را با محدودیت روبرو می‌کند. بنابراین، با توجه به نیاز به دسترسی به جزئیات بیشتر و کاربردهای گسترده تصاویر دارای تفکیک‌پذیری بالا، مساله بازسازی تصاویر با کیفیت بالا به عنوان یک مساله بنیادی و مورد توجه در پردازش تصویر مطرح شده است. در فرآیند تشکیل تصویر SAR با توجه به دریافت بازتاب از پراکنده‌سازهای مختلف موجود در یک سلول تصویر که به صورت سازنده یا مخرب جمع می‌شوند، نویز غالب نویز لکه^۴ است که به صورت ضرب‌شونده با تابع توزیع گاما^۵ مدل می‌شود [۲، ۳]. این نویز یکی از مهمترین عوامل تخریب تصاویر SAR می‌باشد و پژوهش‌های گسترده‌ای برای حذف این نویز و بازسازی تصاویر با کیفیت بالا ارائه شده‌اند.

در دسته‌ای از روش‌های ارائه شده با استفاده از اصلاح و جبران‌سازی عوامل موثری مانند حرکت هدف، حرکت غیریکنواخت سکوی تصویربرداری و نویز، افزایش کیفیت تصویر

* نویسنده مسئول: mrtaban@cc.iut.ac.ir

^۱ Synthetic Aperture Radar^۲ Azimuth^۳ Range^۴ Speckle Noise^۵ Gamma

اطلاعات پیشین دیگری در کنار TV استفاده شود تا به حفظ بافت های تصویر کمک کند.

اخیرا استفاده از نمایش تنک^{۱۰} بر حسب یک دیکشنری و تکنیک سنجش فشرده^{۱۱} به عنوان اطلاعات پیشین موثر منجر به کارایی مناسبی در مساله بازسازی تصویر با کیفیت بالا [۱۳-۱۵] و حذف نویز ضرب شونده شده است [۱۶-۱۹]. یک تصویر شامل تعدادی الگو مانند نواحی یکنواخت، لبه ها و بافت ها می باشد که در سرتاسر تصویر تکرار می شوند. بر این اساس می توان یک تصویر را بر اساس ترکیب خطی تعداد کمی از پایه های یک دیکشنری تقریب زد که همان نمایش تنک می باشد. در روش DFN [۱۲] با در نظر گرفتن حوزه لگاریتمی، این کار بر اساس تنک بودن تصویر در تبدیل کرولت^{۱۲} به همراه تبدیل ساز TV ارائه شده است. استفاده از داده های تصویری مرتبط برای ساخت دیکشنری آموزش داده شده^{۱۳} نسبت به دیکشنری های ثابت منجر به کارایی بهتر شده است. برای مثال در کارهای [۱۶-۱۹] از دیکشنری آموزش داده شده برای نمایش تنک در کنار تبدیل ساز TV استفاده شده است. تفاوت این کارها، تفاوت در الگوریتم های آموزش دیکشنری و روش های حل مساله بهینه سازی اصلی می باشد. در کارهای صورت گرفته، بر اساس مدل بهینه سازی از تبدیل ساز TV برای هموارسازی سراسری تصویر استفاده شده است که باعث می شود شرایط هموارسازی برای نواحی مختلف تصویر مانند نواحی همگن و ناهمگن یکسان در نظر گرفته شود. همان طور که گفته شد این روند باعث هموارسازی بیش از اندازه نواحی همگن و در نتیجه از دست رفتن جزئیات تصویر می شود.

هدف از این مقاله ارائه روشی جدید برای حذف نویز لکه از تصاویر رادار SAR می باشد. به کارگیری تخمین گر MAP و ارائه مساله بهینه سازی محدب به صورت محلی^{۱۴} با در نظر گرفتن تبدیل سازهای هموارسازی منطبق، نمایش تنک و نگاشت^{۱۵} در فضای تصویر که از ویژگی ها^{۱۶} تشکیل شده، ایده اصلی این مقاله است. استفاده از هموارسازی با نرم منطبق امکان کنترل مقدار هموارسازی بر اساس ساختار همگن یا ناهمگن ناحیه مورد نظر را مهیا می سازد که منجر به حذف نویز و حفظ لبه ها و جزئیات بیشتری از تصویر می شود. همچنین، استفاده از دیکشنری فوق کامل^{۱۷} آموزش داده شده برای نمایش تنک به بازایی بافت های

در حین پردازش سیگنال و تشکیل تصویر انجام می شود [۴]. در دسته دیگر، روش های متعددی برای حذف نویز پس از تشکیل تصویر SAR ارائه شده است. به کارگیری فیلتر فضایی [۵، ۶] و فیلتر در حوزه تبدیل موجک^۱ [۷، ۸] از جمله روش های کلاسیک در فرآیند نویززدایی از تصاویر SAR می باشد. با وجود سادگی پیاده سازی و کارایی مناسب در نواحی همگن، مهمترین ضعف روش های مبتنی بر فیلتر فضایی، عملکرد نامناسب در حفظ جزئیات تصویر در نواحی ناهمگن تصویر است. در روش های مبتنی بر تبدیل موجک نیز با وجود حجم محاسبات بالا به دلیل استفاده از پایه های تبدیل ثابت، کارایی مناسبی در حفظ مشخصه های تصویر مشاهده نمی شود. در سال های اخیر استفاده از روش های مبتنی بر استفاده از تبدیل ساز^۲ مورد توجه گسترده قرار گرفته است که در آن ها نویززدایی و بازسازی تصویر به صورت یک مساله بهینه سازی به همراه تبدیل ساز فرمول بندی می شود. یکی از رایج ترین تبدیل سازها در این روش ها تبدیل ساز تغییرات کامل (TV)^۳ می باشد که بر روی هموارسازی تصویر و حفظ لبه های قوی تمرکز دارد و در ابتدا برای حذف نویز جمع شونده ارائه شد و در حال حاضر نیز برای حذف نویز ضرب شونده نیز استفاده می شود. روش AA^۴ [۹] از نخستین روش های حذف نویز ضرب شونده بر مبنای TV می باشد. در روش AA با استفاده از تخمین گر MAP^۵ یک مدل بازسازی تصویر بر اساس اطلاعات پیشین توزیع نویز ضرب شونده و تبدیل ساز TV ارائه می شود. ارائه یک مدل غیر محدب، اصلی ترین نقطه ضعف این روش می باشد. در روش های زیادی برای ساده سازی مساله با استفاده از تبدیل لگاریتمی نویز ضرب شونده به نویز جمع شونده تبدیل می شود که در اکثر آن ها مدل بازسازی شامل جمله های صحت داده^۶ و تبدیل ساز بر مبنای اطلاعات پیشین از تصویر می باشد [۱۰، ۱۱]. در روش MIDAL [۱۰] با استفاده از مدل بازسازی شامل جمله های صحت داده و TV در حوزه لگاریتم، مساله غیر محدب بودن برطرف و با استفاده از روش شکست متغیر^۷ مساله بهینه سازی حل می شود. اگر چه تبدیل ساز TV کارایی مناسبی در حذف نویز ضرب شونده دارد، ولی به دلیل هموارسازی بیش از اندازه تغییرات ضعیف تصویر باعث از دست رفتن بافت های^۸ تصویر و ایجاد تکه های ثابت در تصویر می شود که به عنوان اثر پله^۹ شناخته می شود [۱۲]. برای رفع این مشکل نیاز است تا از

¹ Wavelet

² Regularization

³ Total Variation

⁴ Aubert-Aujol

⁵ Maximum A Posteriori

⁶ Data Fidelity

⁷ Variable Splitting

⁸ Textures

⁹ Stair-casing

¹⁰ Sparse Representation

¹¹ Compressed Sensing

¹² Curvelet

¹³ Learned Dictionary

¹⁴ Locally

¹⁵ Projection

¹⁶ Feature

¹⁷ Over-complete

ماتریسی، مدل (۱) به صورت نشان داده شده در رابطه (۳) نوشته می شود،

$$\mathbf{g} = \mathbf{u} \circ \mathbf{n}, \quad (3)$$

که در آن، $\mathbf{g} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y \times 1}$ بردار تصوير مشاهده شده نويزی با ابعاد N_x و N_y و $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y \times 1}$ بردار تصوير بدن نويز می باشد. عملگر \circ نیز نشان دهنده ضرب درایه به درایه و $\mathbf{n} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y \times 1}$ نیز نشان دهنده بردار نويز لکه می باشد. بنابراین، هدف از مساله نويززدایی بازبایی تصوير \mathbf{u} در معادله (۳) می باشد.

۳. روش پیشنهادی

۳-۱. مدل پیشنهادی

در روش ارائه شده به جای بازبایی تصوير بدون نويز به صورت یکجا، بازبایی به صورت تکه تکه انجام می شود. به این ترتیب امکان حل مساله به صورت محلی و نويززدایی از تصاویر با ابعاد بزرگ نیز فراهم می شود. با در نظر گرفتن بردارهای $\mathbf{g}_p \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ و $\mathbf{u}_p \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ به عنوان تکه \mathbf{g}_p تصويرهای نويزی و بدون نويز مدل (۳) را می توان به صورت محلی بر اساس مدل (۴) نوشت،

$$\mathbf{g}_p = \mathbf{u}_p \circ \mathbf{n}_p \quad (4)$$

که در آن، \mathbf{n}_p زیر بردار متناظر از بردار \mathbf{n} می باشد. بنابراین، با در نظر گرفتن همپوشانی و حل مساله (۴) برای تمام تکه های تصوير، می توان بردار تصوير \mathbf{u} را بازبایی نمود.

یک روش مناسب استفاده از تخمین گر MAP با بیشینه سازی تابع چگالی احتمال پسین به صورت زیر می باشد،

$$\hat{\mathbf{u}}_p = \arg \max P(\mathbf{u}_p | \mathbf{g}_p) \quad (5)$$

با توجه به تابع توزیع گاما برای نويز و با در نظر گرفتن تابع

احتمال پیشین گیبس^۴ به صورت $P(\mathbf{u}_p) = \frac{1}{M} e^{-v\varphi(\mathbf{u}_p)}$ که در آن، M ضریب نرمالیزه، v ضریب وزن دهی و $\varphi(\cdot)$ تابع غیر منفی می باشد، حل (۵) به مساله کمینه سازی همانندی لگاریتمی^۵ زیر منجر می شود [۹]،

$$\min_{\mathbf{u}_p} \{ \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \circ \mathbf{u}_p + \log(\mathbf{u}_p) \rangle + \frac{v}{M} \varphi(\mathbf{u}_p) \}, \quad (6)$$

که در آن، عملگر $\langle \cdot, \cdot \rangle$ نشان دهنده ضرب داخلی و $\mathbf{1}_N \in \mathbb{R}^{N \times 1}$

تصویر کمک می کند. به منظور افزایش کارایی نويززدایی با استفاده از داده های آموزشی و تکنیک آموزش ماشین، فضای تصوير آموخته می شود و با استفاده از ابزار تجزیه به عوامل اصلی KPCA^۱ روشی بر اساس نگاشت در فضای تصوير که بوسیله ویژگی ها تشکیل شده ارائه می شود. مبنای استفاده از این روش حفظ ویژگی هایی از تصوير با بیشترین تغییرات و حذف ویژگی ها با تغییرات کم است. ویژگی ها با تغییرات زیاد ناشی از ساختارهای اساسی تصوير و ویژگی ها با تغییرات کم ناشی از نويز می باشد. بنابراین، در روش ارائه شده با ترکیب این سه فن و استفاده از مزیت های هر فن به صورت مکمل یکدیگر یک تعدیل ساز قوی برای حذف نويز در دو مرحله ارائه می شود. برای حل مساله بهینه سازی روشی بر اساس فن ADMM^۲ ارائه می شود که در آن با تعریف متغیرهای کمکی، مساله بهینه سازی اصلی به زیرمساله های کوچکتر و ساده تر تقسیم می شود. نتایج شبیه سازی بر اساس تصاویر ساخته شده و عملی، کارایی روش پیشنهادی و ارائه نتایج بهتر نسبت به تعداد زیادی از روش های موجود را در نويززدایی و حفظ جزئیات تصوير نشان می دهد.

بخش های این مقاله را می توان به شرح زیر طبقه بندی نمود. در بخش ۲ مساله مورد نظر معرفی و فرمول بندی می شود. در بخش ۳ روش پیشنهادی شامل مدل بهینه سازی و حل کننده آن ارائه می شود. نتایج شبیه سازی ها، تجزیه و تحلیل آن ها و مقایسه با سایر روش ها در بخش ۴ بررسی می شود و در نهایت در بخش ۵ نتیجه گیری ارائه می شود.

۲. فرمول بندی مساله

در ابتدا به معرفی مساله نويززدایی پرداخته می شود. به صورت ریاضی تصوير مشاهده شده g که به وسیله نويز ضرب شونده n تخریب شده است به صورت زیر مدل می شود [۹]،

$$g = un, \quad (1)$$

که در مساله نويززدایی هدف بازبایی تصوير با کیفیت بالای u می باشد. نويز ضرب شونده n دارای تابع توزیع گاما به صورت زیر است،

$$p_N(n) = \frac{L^n n^{L-1}}{\Gamma(L)} e^{-Ln} \quad (n \geq 0), \quad (2)$$

که در آن، پارامتر L عدد صحیحی است که سطح نويز را نشان می دهد و مقدار کوچکتر این عدد نشان دهنده نويز بیشتر است. همچنین عملگر $\Gamma(\cdot)$ بیان گر تابع گاما می باشد. در نمايش بردار

³ Patch

⁴ Gibbs

⁵ Log-likelihood

¹ Kernel Principal Component Analysis

² Alternating Direction Method of Multipliers

$$S_q(u) = \sum_{i=1}^{n_x} \sum_{j=1}^{n_y} (\sqrt{(\nabla_x^{i,j} u)^2 + (\nabla_y^{i,j} u)^2})^q \quad (9)$$

که در آن، $\nabla_x^{i,j} u = u(i, j+1) - u(i, j)$ مشتق در راستای افقی و $\nabla_y^{i,j} u = u(i+1, j) - u(i, j)$ مشتق در راستای عمودی در محل پیکسل (i, j) می‌باشد. پارامتر q میزان هموارسازی را مشخص می‌کند. در حالت $q=1$ مساله (۹) معادل تعدیل‌ساز TV می‌باشد. این تعدیل‌ساز با اعمال محدودیت بر روی تغییرات کوچک تصویر حذف نویز را به خوبی انجام می‌دهد و در عین حال با حفظ تغییرات قوی به بازیابی لبه‌های تصویر کمک می‌کند. با این وجود محدودیت بر روی تغییرات کوچک می‌تواند باعث هموارسازی بیش از اندازه نقاط همگن و از دست رفتن بافت‌ها و جزئیات تصویر بشود که با استفاده از تعدیل‌ساز نمایش تنک و کنترل مقدار هموارسازی به‌صورت محلی می‌توان این تاثیر منفی را کاهش داد. برای کنترل مقدار هموارسازی روش‌هایی مانند [۲۱] ارائه شده‌اند که در آن مقدار q بر اساس ساختار نواحی محلی به‌صورت منطبق از بازه بین یک و دو انتخاب می‌شود. در روش پیشنهادی این مقاله نواحی به دو دسته همگن و ناهمگن تقسیم می‌شوند. برای این کار از معیار ENL^۱ استفاده می‌شود که نشان‌دهنده میزان همگنی تصویر می‌باشد [۲۲] و برای تکه تصویر \mathbf{u}_p به‌صورت زیر تعریف می‌شود،

$$ENL = \frac{[E(\mathbf{u}_p)]^2}{\text{Var}(\mathbf{u}_p)}, \quad (10)$$

که در آن، $E(\mathbf{u}_p)$ و $\text{Var}(\mathbf{u}_p)$ به ترتیب میانگین و واریانس تصویر می‌باشد. مقدار بیشتر این معیار نشان‌دهنده میزان همگنی بیشتر است. بنابراین، با در نظر گرفتن حد آستانه T در صورتی که ENL برای تکه تصویر نویزی مورد نظر از حد آستانه بزرگتر باشد نشان‌دهنده همگنی تصویر است و برای جلوگیری از هموارسازی بیش از اندازه در مرحله نویزدایی از $q=2$ در معادله (۹) استفاده می‌کنیم. در صورت کمتر بودن ENL از حد آستانه نیز که نشان‌دهنده ناهمگنی تصویر و وجود لبه قوی می‌باشد از $q=1$ استفاده می‌شود.

با توجه به تعدیل‌سازهای نمایش تنک و هموارسازی منطبق به عنوان اطلاعات پیشین در کنار جمله صحت داده در معادله (۷) مدل بهینه‌سازی به‌صورت زیر ارائه می‌شود،

بردار یک است. همچنین عملگر \otimes نشان‌دهنده تقسیم درایه به درایه می‌باشد. جمله ضرب داخلی در مساله بهینه‌سازی (۶) مربوط به صحت داده و جمله دوم شامل اطلاعات پیشین از تصویر به‌عنوان تعدیل‌ساز می‌باشد. مهمترین اشکال جمله صحت داده غیر محدب بودن آن می‌باشد [۱۶] که باعث می‌شود مساله پاسخ یکتا نداشته باشد و همگرایی آن به شرایط اولیه وابسته باشد. بر اساس کار [۲۰] و با توجه به مشخصات آماری نویز می‌توان به‌صورت زیر جمله درجه دومی را به جمله صحت داده اضافه کرد،

$$\min_{\mathbf{u}_p} \{ \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \otimes \mathbf{u}_p + \log(\mathbf{u}_p) \rangle + \rho \left\| \sqrt{\mathbf{u}_p \otimes \mathbf{g}_p} - \mathbf{1}_N \right\|_2^2 + \frac{\nu}{M} \varphi(\mathbf{u}_p) \}, \quad (7)$$

این جمله بر اساس واریانس متغیر تصادفی $\sqrt{\mathbf{1}_N \otimes \mathbf{n}_p} = \sqrt{\mathbf{u}_p \otimes \mathbf{g}_p}$ با تابع توزیع گوسی به‌صورت تقریبی و میانگین $\mathbf{1}_N$ تعریف می‌شود که نه تنها باعث کاهش اثر نویز می‌شود، بلکه بر اساس [۲۰] اثبات می‌شود در صورتی که پارامتر وزن‌دهی $\rho \geq 2\sqrt{6}/9$ انتخاب شود مساله (۷) یک مساله محدب است.

در روش پیشنهادی تعدیل‌سازهای نمایش تنک و هموارسازی منطبق به عنوان اطلاعات پیشین در کنار جمله صحت داده در معادله (۷) مورد استفاده قرار می‌گیرد. استفاده از روش نمایش تنک به حفظ بافت‌های تصویر منجر می‌شود. در این روش، تکه تصویر مورد نظر بر اساس ترکیب خطی تعداد کمی از پایه‌های یک دیکشنری تقریب زده می‌شود. این کار به‌وسیله حل مساله بهینه‌سازی به‌صورت زیر انجام می‌شود،

$$\hat{\mathbf{u}}_p = \min_{\mathbf{u}_p, \alpha} \{ \left\| \mathbf{u}_p - \mathbf{D}\alpha \right\|_2^2 + \tau \|\alpha\|_1 \} \quad (8)$$

که در آن، $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ دیکشنری فوق کامل آموزش داده شده بوسیله داده‌های آموزشی و دارای K پایه می‌باشد که می‌تواند تکه تصویر \mathbf{u}_p را به‌صورت تنک و به‌صورت $\mathbf{u}_p = \mathbf{D}\alpha$ ($\|\alpha\|_0 = C \ll K$) نمایش دهد که در آن $\alpha \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ بردار ضرایب تنک می‌باشد. ضریب τ نیز برای وزن‌دهی بین دو ترم در (۸) استفاده می‌شود.

استفاده از روش هموارسازی یکی دیگر از تعدیل‌سازهای مورد استفاده در این مقاله می‌باشد. به دلیل این که بیشتر نواحی یک تصویر را نقاط همگن تشکیل می‌دهد، مشخصه مشتق تصاویر تنک می‌باشد و هموارسازی بر اساس این مشخصه به‌عنوان یک تعدیل‌ساز رایج در بازیابی تصاویر استفاده می‌شود که به‌صورت مساله کمینه‌سازی تابع زیر تعریف می‌شود،

¹ Equivalent Number of Looks

مي باشند، به همين دليل روش KPCA مي تواند به صورت مناسب براي حفظ مشخصه هاي آنها در ابعاد کمتر به كار گرفته شود. بنا بر اين، با استفاده از اين ابزار ويژگي هاي اصلي تصوير با تغييرات زياد حفظ شده و از ويژگي هاي كم اهميت با تغييرات كم مانند نويز چشم پوشي مي شود. اگرچه اين چشم پوشي مي تواند باعث از بين رفتن جزئيات تصوير با تغييرات كوچك بشود، ولي تكنيك نمايش تنك مي تواند اين اثر منفي را جبران كند. با در نظر گرفتن يك مجموعه آموزشي شامل تعداد Q تکه تصوير با كيفيت بالا $\{\mathbf{u}_{p1}, \mathbf{u}_{p2}, \dots, \mathbf{u}_{pQ}\}$ ، ماتريس هسته متقارن و مثبت $\mathbf{F}_{i,j} = \text{ker}(\mathbf{u}_{pi}, \mathbf{u}_{pj})$ به وسيله هسته گوسي که به عنوان يکي از هسته هاي متداول است، ساخته مي شود. هسته گوسي به صورت زير تعريف مي شود،

$$\text{ker}(\mathbf{u}_{pi}, \mathbf{u}_{pj}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{u}_{pi} - \mathbf{u}_{pj}\|_2^2}{2\sigma^2}\right), \quad (13)$$

که در آن، σ پارامتری است که پهنای هسته را کنترل می کند. سپس ماتريس هسته مرکزی به صورت زير تعريف مي شود،

$$\tilde{\mathbf{F}} = \mathbf{P}\mathbf{F}\mathbf{P}, \quad \mathbf{P} = \mathbf{I}_Q - \frac{1}{Q}\mathbf{1}_Q\mathbf{1}_Q^T, \quad (14)$$

که در آن، $\mathbf{I}_Q \in \mathbb{R}^{Q \times Q}$ ماتريس همانی و $\mathbf{1}_Q \in \mathbb{R}^{Q \times 1}$ یک ستون از یک می باشد. تجزيه مقدار ویژه ماتريس هسته مرکزی به صورت $\tilde{\mathbf{F}} = \mathbf{A}\mathbf{\Sigma}\mathbf{A}^T$ انجام می شود که در آن ماتريس \mathbf{A} است که بردارهای ویژه $\mathbf{a}_j = [a_{j1}, \dots, a_{jQ}]^T$ را به عنوان j امين عامل اصلي در بر دارد و $\mathbf{\Sigma} = \text{diag}(v_1, \dots, v_Q)$ نشان دهنده مقادير ویژه مرتبط می باشد. با در نظر گرفتن عوامل اصلي در فضای تصوير، تصوير تکه تصوير تحت تست \mathbf{u}_p روی j امين عامل اصلي به صورت زير حاصل می شود [23]،

$$\omega_j = \frac{1}{\sqrt{v_j}} \sum_{i=1}^Q a_{ji} \overline{\text{ker}(\mathbf{u}_p, \mathbf{u}_{pi})}, \quad (15)$$

که در آن؛

$$\begin{aligned} \overline{\text{ker}(\mathbf{u}_p, \mathbf{u}_{pi})} &= \text{ker}(\mathbf{u}_p, \mathbf{u}_{pi}) - \frac{1}{Q}\mathbf{1}_Q^T \text{ker}_{\mathbf{u}_p} \\ &= \frac{1}{Q}\mathbf{1}_Q^T \text{ker}_{\mathbf{u}_{pi}} + \frac{1}{Q^2}\mathbf{1}_Q^T \mathbf{F}\mathbf{1}_Q, \end{aligned} \quad (16)$$

و $\text{ker}_{\mathbf{x}} = [\text{ker}(\mathbf{x}, \mathbf{u}_1), \dots, \text{ker}(\mathbf{x}, \mathbf{u}_Q)]^T$ می باشد. بنا بر این،

$$\min_{\mathbf{u}_p, \alpha} \{ \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \odot \mathbf{u}_p + \log(\mathbf{u}_p) \rangle + \rho \left\| \sqrt{\mathbf{u}_p \odot \mathbf{g}_p} - \mathbf{1}_N \right\|_2^2 \} \quad (11)$$

$$+ \mu \left\| \mathbf{u}_p - \mathbf{D}\alpha \right\|_2^2 + \tau \|\alpha\|_1 + \lambda S_q(\mathbf{u}_p),$$

که در آن، پارامترهای μ و λ ضرایب وزن دهی می باشد. اگر وزن یک جمله خیلی كوچك در نظر گرفته شود تاثیر آن جمله از بين می رود و در صورتی که خیلی بزرگ در نظر گرفته شود تاثیر ساير جمله ها نادیده گرفته می شود. بنا بر این، مقادير ضرایب وزن دهی باید به گونه ای انتخاب شوند تا تاثیر همه جمله ها به خوبی در نظر گرفته شوند. در این مقاله این ضرایب به صورت آزمایش های عملی و بر اساس بهترین نتایج تعیین می شوند. در مدل (11) دو تعدیل ساز مورد استفاده محدب می باشند و جمع آن ها با مساله محدب (7) منجر به مساله محدب (11) می شود.

۲-۳. نگاهت در فضای تصوير

در این مقاله علاوه بر تعدیل سازهای معرفی شده ابزار دیگری ارائه می شود که به افزایش کارایی راهکار ارائه شده مخصوصاً در سطوح بالای نويز منجر می شود. با استفاده از داده های آموزشی و ابزار KPCA، فضای تصوير آموخته می شود و روشی بر اساس نگاهت در فضای تصوير ارائه می شود که در مراحل تکرار حل مساله بهینه سازی (11) به صورت زير مورد استفاده قرار می گیرد تا تخمین \mathbf{u}_p را در هر مرحله تکرار بهبود دهد،

$$B(\mathbf{u}_p) = (1 - \xi)\mathbf{u}_p + \xi P(\mathbf{u}_p), \quad (12)$$

که در آن $B(\mathbf{u}_p)$ به عنوان خروجی به صورت مجموع وزن دار تکه تصوير مورد نظر و نتیجه نگاهت این تکه در فضای تصوير $(P(\mathbf{u}_p))$ در نظر گرفته می شود. کنترل وزن به وسیله پارامتر $0 \leq \xi \leq 1$ انجام می شود. به منظور ساخت فضای تصوير و تصویرسازی، از ابزار تجزيه به عوامل اصلي KPCA استفاده می شود که یکی از ابزارهای متداول برای کاهش بُعد و استخراج ويژگي ها و ساختارهای غير خطی می باشد [23]. این ابزار برای تبدیل فضای بردار استفاده می شود و برای یک مجموعه از داده های آموزشی، تبدیل یافته محورها (عوامل اصلي) را پیدا می کند که داده ها به وسیله اولین l عامل اصلي نمايش داده می شوند. در واقع، این اولین l عامل اصلي، l بردار ویژه^۱ مرتبط با بزرگترین l مقدار ویژه^۲ از ماتريس کواریانس داده های آموزشی می باشند که فرض می شود می توانند بیشتر تغییرات داده ها را حفظ کنند. تکه تصويرها بردارهایی با بعد زياد و درجه آزادی کم

² Eigenvector

³ Eigenvalue

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \mathbf{d}, \mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} \{ & \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \odot \mathbf{d} + \log(\mathbf{d}) \rangle + \rho \left\| \sqrt{\mathbf{d} \odot \mathbf{g}_p} - \mathbf{1}_N \right\|_2^2 \\ & + \mu l \left\| \mathbf{d} - \mathbf{D}\alpha \right\|_2^2 + \tau \|\alpha\|_1 + \lambda \left(\left\| (\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y) \right\|_2 \right)^q + \\ & + \frac{1}{2\beta} \left\| \mathbf{b} + \mathbf{u}_p - \mathbf{d} \right\|_2^2 + \frac{1}{2\gamma} \left(\left\| \mathbf{b}_x + \nabla_x \mathbf{u}_p - \mathbf{d}_x \right\|_2^2 \right. \\ & \left. + \left\| \mathbf{b}_y + \nabla_y \mathbf{u}_p - \mathbf{d}_y \right\|_2^2 \right) \}, \end{aligned} \quad (20)$$

که در آن، \mathbf{b} ، \mathbf{b}_x ، \mathbf{b}_y متغیرهای کمکی و پارامترهای β و γ ضرایب وزن‌دهی می‌باشند. با به‌کارگیری فن ADMM مساله (۲۰) به چند زیرمساله ساده‌تر تجزیه شده و حل آن به صورت الگوریتم تکرار تناوبی و در گام‌های زیر انجام می‌شود،

(۱) با در نظر گرفتن متغیرهای $\mathbf{d}^k, \mathbf{d}_x^k, \mathbf{d}_y^k, \mathbf{b}_x^k, \mathbf{b}_y^k$ در تکرار k ام، کمینه‌سازی مساله (۲۰) نسبت به \mathbf{u}_p به صورت زیر می‌باشد،

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}_p} \{ & \frac{1}{2\beta} \left\| \mathbf{b} + \mathbf{u}_p - \mathbf{d} \right\|_2^2 + \frac{1}{2\gamma} \left(\left\| \mathbf{b}_x + \nabla_x \mathbf{u}_p - \mathbf{d}_x \right\|_2^2 \right. \\ & \left. + \left\| \mathbf{b}_y + \nabla_y \mathbf{u}_p - \mathbf{d}_y \right\|_2^2 \right) \}, \end{aligned} \quad (21)$$

که با قرار دادن مشتق برابر صفر حل (۲۱) با روش گوس-سایدل به صورت زیر است [۲۶]،

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_p^{k+1} = & \frac{\beta\gamma}{\gamma + 4\beta} \left(\frac{1}{\beta} (\mathbf{d}^k - \mathbf{b}^k) + \frac{1}{\gamma} (\mathbf{u}_{p_u}^k + \mathbf{u}_{p_d}^k \right. \\ & \left. + \mathbf{u}_{p_l}^k + \mathbf{u}_{p_r}^k + \nabla_x \mathbf{b}_x^k - \nabla_x \mathbf{d}_x^k + \nabla_y \mathbf{b}_y^k - \nabla_y \mathbf{d}_y^k) \right), \end{aligned} \quad (22)$$

که در آن $\mathbf{u}_{p_u}^k, \mathbf{u}_{p_d}^k, \mathbf{u}_{p_l}^k, \mathbf{u}_{p_r}^k$ و $\mathbf{u}_{p_r}^k$ به ترتیب با شیفت تکه تصویر \mathbf{u}_p^k به اندازه یک پیکسل به بالا، پایین، چپ و راست حاصل می‌شود.

(۲) با در نظر گرفتن \mathbf{u}_p^{k+1} نگاشت (۱۲) به صورت زیر صورت می‌گیرد،

$$\mathbf{u}_p^{k+1} = (1 - \xi) \mathbf{u}_p^{k+1} + \xi P(\mathbf{u}_p^{k+1}). \quad (23)$$

(۳) با در نظر گرفتن $\mathbf{u}_p^{k+1}, \mathbf{b}_x^k, \mathbf{b}_y^k$ کمینه‌سازی (۲۰) نسبت به \mathbf{d}_x برابر است با،

$$\min_{\mathbf{d}_x} \left\{ \lambda \left(\left\| (\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y) \right\|_2 \right)^q + \frac{1}{2\gamma} \left\| \mathbf{b}_x + \nabla_x \mathbf{u}_p^{k+1} - \mathbf{d}_x^{k+1} \right\|_2^2 \right\}, \quad (24)$$

که با قرار دادن مشتق عبارت بالا برابر صفر در حالت $q=2$ داریم،

$$\mathbf{d}_x^{k+1} = \frac{1}{2\lambda\gamma + 1} (\mathbf{b}_x^k + \nabla_x \mathbf{u}_p^{k+1}), \quad (25)$$

نگاشت تکه تصویر تحت تست \mathbf{u}_p روی فضای تصویر که بوسیله ویژگی‌ها تشکیل شده است، با محاسبه (۱۵) برای l عامل اصلی صورت می‌گیرد. با توجه به (۱۲) نیاز است که نتیجه نگاشت در فضای ورودی قرار بگیرد. منظور از فضای ورودی همان فضای شناخته شده است که تصویر از همان ابتدا در آن قرار داشت. بعد فضای تصویر بسیار کمتر از بعد فضای ورودی است. بنابراین، ابتدا تکه تصویر در فضای تصویر نگاشت داده می‌شود و پس از حفظ ویژگی‌های قوی و دور ریختن ویژگی‌های ضعیف دوباره به فضای ورودی برگردانده می‌شود. بنابراین، فرآیند برگشت تصویر از فضای تصویر به فضای ورودی باید صورت گیرد که برای هسته گوسی منجر به محاسبه بردار $P(\mathbf{u}_p)$ بوسیله یک الگوریتم تکرار به صورت زیر می‌شود [۲۴]،

$$P(\mathbf{u}_p)_{i+l} = \frac{\sum_{i=1}^{\ell} \tilde{\psi}_i \exp(-\|P(\mathbf{u}_p)_i - \mathbf{u}_{p_i}\|^2 / 2\sigma^2) \mathbf{u}_{p_i}}{\sum_{i=1}^{\ell} \tilde{\psi}_i \exp(-\|P(\mathbf{u}_p)_i - \mathbf{u}_{p_i}\|^2 / 2\sigma^2)}. \quad (17)$$

که در آن

$$\tilde{\psi}_i = \psi_i + \frac{1}{Q} (1 - \sum_{j=1}^{\ell} \psi_j), \quad \psi_i = \sum_{j=1}^i \omega_j a_{ji} \quad (18)$$

$P(\mathbf{u}_p)_0 = \mathbf{1}_N$ است. بنابراین، در الگوریتم تکرار حل (۱۱) که در بخش بعد توضیح داده خواهد شد تکه تصویر تخمینی در هر تکرار طبق معادله (۱۲) در فضای تصویر نگاشت می‌شود.

۳-۳. حل مساله بهینه‌سازی

در این بخش نحوه حل مساله بهینه‌سازی (۱۱) ارائه می‌شود. برای حل این مساله از تکنیک ADMM [۲۵] استفاده می‌شود که در آن با تعریف متغیرهای کمکی، مساله بهینه‌سازی اصلی به زیرمساله‌های کوچکتر و ساده‌تر تقسیم می‌شود. با در نظر گرفتن تکه تصویر مورد نظر و متغیرهای کمکی \mathbf{d} ، \mathbf{d}_x و \mathbf{d}_y ، مساله دارای محدودیت به صورت زیر تعریف می‌شود،

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \mathbf{d}, \mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y} \{ & \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \odot \mathbf{d} + \log(\mathbf{d}) \rangle + \rho \left\| \sqrt{\mathbf{d} \odot \mathbf{g}_p} - \mathbf{1}_N \right\|_2^2 \\ & + \mu l \left\| \mathbf{d} - \mathbf{D}\alpha \right\|_2^2 + \tau \|\alpha\|_1 + \lambda \left(\left\| (\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y) \right\|_2 \right)^q \}, \end{aligned} \quad (19)$$

$$s.t. \quad \mathbf{d} = \mathbf{u}_p, \quad \mathbf{d}_x = \nabla_x \mathbf{u}_p, \quad \mathbf{d}_y = \nabla_y \mathbf{u}_p,$$

که معادل مساله (۱۱) می‌باشد و عملگرهای ∇_x و ∇_y به ترتیب مشتق‌گیرهای مرتبه یک در جهتهای افقی و عمودی و

$$\left(\left\| (\mathbf{d}_x, \mathbf{d}_y) \right\|_2 \right)^q = \sum_{i=1}^N (\sqrt{\mathbf{d}_{xi}^2 + \mathbf{d}_{yi}^2})^q \quad (9)$$

است. برای حل، مدل بدون محدودیت به صورت زیر است،

و در حالت $q = 1$ داریم،

$$\mathbf{d}_x^{k+1} = (\mathbf{b}_x^k + \nabla_x \mathbf{u}_p^{k+1}) \otimes (\lambda \gamma \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{s}^k + \mathbf{1}_N), \quad (26)$$

که در آن بردار \mathbf{s}^k به صورت زیر تعریف می شود،

$$\mathbf{s}^k = \sqrt{|\mathbf{b}_x^k + \nabla_x \mathbf{u}_p^{k+1}|^2 + |\mathbf{b}_y^k + \nabla_y \mathbf{u}_p^{k+1}|^2}. \quad (27)$$

مشابه استدلال قبل کمینه سازی مدل (۲۰) نسبت به \mathbf{d}_y در حالت $q = 2$ برابر است با،

$$\mathbf{d}_y^{k+1} = \frac{1}{2\lambda\gamma + 1} (\mathbf{b}_y^k + \nabla_y \mathbf{u}_p^{k+1}), \quad (28)$$

و در حالت $q = 1$ برابر است با،

$$\mathbf{d}_y^{k+1} = (\mathbf{b}_y^k + \nabla_y \mathbf{u}_p^{k+1}) \otimes (\lambda \gamma \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{s}^k + \mathbf{1}_N). \quad (29)$$

باید دقت شود که تعیین مقدار q در همان ابتدای الگوریتم تکرار و بر مبنای تعیین همگن یا غیر همگن بودن تکه تصویر ورودی بر اساس معیار (۱۰) انجام می شود.

(۴) با توجه به مساله کمینه سازی (۸) برای نمایش تنک و با در نظر گرفتن بردار \mathbf{d}^k و دیکشنری آموزش داده شده \mathbf{D} ، ضرایب نمایش تنک به صورت زیر حاصل می شود،

$$\boldsymbol{\alpha}^k = \min_{\boldsymbol{\alpha}} \{ \|\mathbf{d}^k - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \tau \|\boldsymbol{\alpha}\|_1 \} \quad (30)$$

که از روش OMP¹ [۲۷] برای حل این مساله استفاده می شود.

(۵) با در نظر گرفتن \mathbf{u}_p^{k+1} ، \mathbf{D} ، $\boldsymbol{\alpha}^k$ و \mathbf{b}^k کمینه سازی مساله (۲۰) نسبت به \mathbf{d} به صورت مساله زیر تعریف می شود،

$$\min_{\mathbf{d}} \{ \langle \mathbf{1}_N, \mathbf{g}_p \otimes \mathbf{d} + \log(\mathbf{d}) \rangle + \rho \left\| \sqrt{\mathbf{d} \otimes \mathbf{g}_p} - \mathbf{1}_N \right\|_2^2 + \mu \|\mathbf{d} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \frac{1}{2\beta} \|\mathbf{b} + \mathbf{u}_p - \mathbf{d}\|_2^2 \}, \quad (31)$$

که با قرار دادن مشتق عبارت بالا برابر صفر داریم،

$$\mathbf{d}^{k+1} = [\mathbf{g}_p \otimes (\mathbf{d}^k)^2 - \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{d}^k$$

$$- \rho \left(\frac{\mathbf{d}^k}{\|\mathbf{g}_p\|_2^2} \left(\frac{\|\mathbf{d}^k\|_2^2}{\|\mathbf{g}_p\|_2^2} \right)^{-\frac{1}{2}} - \left(\frac{\mathbf{1}_N}{\mathbf{g}_p^T \mathbf{1}_N} \right) \left(\frac{\mathbf{d}^{kT} \mathbf{1}_N}{\mathbf{g}_p^T \mathbf{1}_N} \right)^{-\frac{1}{2}} \right)$$

$$+ 2\mu \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}^k + \frac{1}{\beta} (\mathbf{b}^k + \mathbf{u}_p^{k+1})] \otimes \left[(2\mu + \frac{1}{\beta}) \mathbf{1}_N \right],$$

(۶) با در نظر گرفتن \mathbf{u}_p^{k+1} ، \mathbf{d}_x^{k+1} ، \mathbf{d}_y^{k+1} ، \mathbf{b}^k و بروزسانی

متغیرهای کمکی به صورت زیر انجام می شود،

$$\begin{cases} \mathbf{b}^{k+1} = \mathbf{b}^k + \mathbf{u}_p^{k+1} - \mathbf{d}^{k+1} \\ \mathbf{b}_x^{k+1} = \mathbf{b}_x^k + \nabla_x \mathbf{u}_p^{k+1} - \mathbf{d}_x^{k+1} \\ \mathbf{b}_y^{k+1} = \mathbf{b}_y^k + \nabla_y \mathbf{u}_p^{k+1} - \mathbf{d}_y^{k+1} \end{cases} \quad (33)$$

به این ترتیب برای تمام تکه های تصویر، حل مساله (۱۱) طبق شش گام معرفی شده به صورت یک روند تکرار متناوب انجام می شود. باید توجه شود بر مبنای روش پیشنهادی، نويزدایي در دو مرحله انجام می شود. در مرحله اول روند تکرار بر مبنای شش گام معرفی شده انجام می شود. در این مرحله به دلیل بالا بودن سطح نویز و عدم امکان تفکیک مناسب نواحی همگن و غیر همگن طبق معیار ENL، برای کاهش اولیه سطح نویز هموارسازی برای تمام تکه های تصویر مطابق نواحی ناهمگن و با $q = 1$ انجام می شود. در مرحله دوم از خروجی مرحله اول استفاده می شود و روند تکرار بر مبنای همان شش گام صورت می گیرد. در این مرحله از هموارسازی منطبق بر اساس تفکیک تکه تصویر مورد نظر به همگن و غیر همگن طبق معیار ENL استفاده می شود.

مقادیر اولیه متغیرها برای تمام تکه ها به صورت $\mathbf{u}_p^0 = \mathbf{g}_p$ ، $\mathbf{b}^0 = \mathbf{b}_x^0 = \mathbf{b}_y^0 = 0$ و $\mathbf{d}_y^0 = \nabla_y \mathbf{u}_p^0$ ، $\mathbf{d}_x^0 = \nabla_x \mathbf{u}_p^0$ می شود. همچنین، تکرارهای الگوریتم در هر دو مرحله اول و دوم تا زمان برآورده شدن شرط توقف به صورت زیر ادامه می یابد.

$$\frac{\|\mathbf{u}_p^{k+1} - \mathbf{u}_p^k\|_2^2}{\|\mathbf{u}_p^k\|_2^2} \leq \varepsilon \quad (34)$$

۴. نتایج شبیه سازی

در این بخش نتایج شبیه سازی روش پیشنهادی و مقایسه با سایر روش ها ارائه می شود. در تمام آزمایش ها ابعاد تکه تصویر نويزدایي 4×4 ($\mathbf{g}_p \in \mathbb{R}^{16 \times 1}$) در نظر گرفته شده است و با در نظر گرفتن همپوشانی به اندازه یک پیکسل عملیات نويزدایي برای تمام تکه های تصویر انجام می شود. با استفاده از تعداد ۱۰۰۰۰ تکه تصویر SAR آموزشی با کیفیت بالا عملیات آموزش و ساخت دیکشنری فوق کامل با ۵۱۲ پایه ($\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{16 \times 512}$) بوسیله الگوریتم KSVD [۲۸] انجام می شود. همچنین، برای تمام آزمایش ها پارامترهای وزن دهی به صورت عملی و برابر $\rho = 2$ ، $\mu = 0.1$ ، $\lambda = 3$ ، $\tau = 0.05$ و $\beta = 1$ تنظیم می شوند. مقدار حد آستانه تفکیک همگنی برابر $T = 50$ و مقدار آستانه توقف

¹ Orthogonal Matching Pursuit

شده است به کار گرفته می‌شود.^۴ در هر سه روش ضرایب وزن دهی به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که بهترین نتایج حاصل شود.

در آزمایش اول عملکرد روش‌ها در نویززدایی تصویر ۱ ارائه می‌شود. شکل‌های (۲-الف) و (۲-ب) تصویر بدون نویز و تصویر آغشته به نویز لکه با سطح L برابر ۴ را نشان می‌دهند. شکل‌های (۲-ج)، (۲-د) و (۲-ه) نیز به ترتیب تصاویر بازیابی شده به وسیله روش‌های DFN، MIDAL و MNR-ADL-SR1 را نشان می‌دهند.

همان‌طور که مشاهده می‌شود در روش‌های DFN و MIDAL به دلیل وزن دهی زیاد به تعدیل‌ساز TV، هموارسازی بیش از اندازه نواحی همگن و از دست رفتن بافت‌ها و جزئیات تصویر مشاهده می‌شود. در روش MNR-ADL-SR1 به دلیل استفاده از نمایش تنک حفظ بافت‌های تصویر نسبت به دو روش قبل بهتر می‌باشد، ولی به دلیل هموارسازی سراسری قوی بر اساس تعدیل‌ساز TV همچنان از دست رفتن جزئیات مشاهده می‌شود. برای نشان دادن تاثیر هموارسازی منطبق، نتایج روش پیشنهادی در دو حالت عدم استفاده و استفاده از هموارسازی منطبق به ترتیب در شکل‌های (۲-ر) و (۲-ز) نشان داده می‌شود. با توجه به نتایج مشاهده می‌شود که عدم استفاده از هموارسازی منطبق و استفاده از $q=1$ برای تمام نواحی تصویر منجر به ایجاد تکه‌های ثابت (اثر پله) در تصویر و از دست رفتن بافت‌های تصویر می‌شود، در حالی که استفاده از هموارسازی منطبق این اثر منفی را به خوبی کاهش داده است.

مقایسه نتیجه روش پیشنهادی با نتایج دیگر، کارایی مناسب روش پیشنهادی در حذف نویز و در عین حال حفظ مناسب بافت‌های تصویر با تغییرات ضعیف را نسبت به سه روش دیگر نشان می‌دهد. جدول (۱) نتایج PSNR، MAE و SSIM این بازیابی را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی منجر به بیشترین PSNR و SSIM و کمترین MAE شده است.

برای ارزیابی بیشتر کارایی روش ارائه شده عملیات نویززدایی بر روی تصاویر SAR با ساختارهای مختلف و سطوح مختلف نویز لکه ارائه می‌شود. شکل (۳) سه تصویر SAR بدون نویز مورد استفاده را نشان می‌دهد.

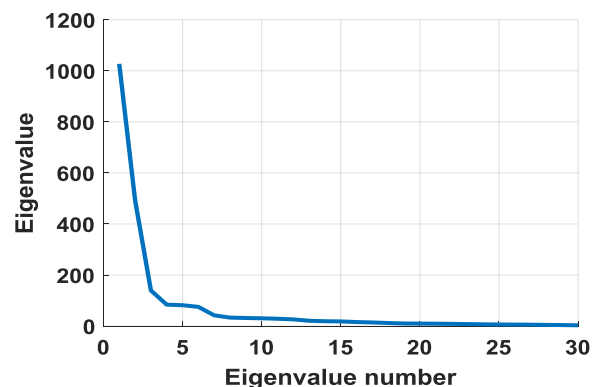
تکرار الگوریتم برابر $\epsilon = 0.007$ قرار داده می‌شوند. برای آموزش فضای تصویر بوسیله تکنیک KPCA، ۲۰۰۰ تکه تصویر آموزشی 4×4 که برای ساخت دیکشنری هم استفاده شد به کار گرفته می‌شود و مقدار ضریب وزن دهی ξ در مدل نگاشت (۱۲) برابر 0.4 در نظر گرفته می‌شود. همچنین مقدار σ برای هسته گوسی در (۱۳) با توجه به فاصله نمونه‌های آموزشی برابر 0.5 تنظیم می‌شود. برای به دست آوردن تعداد عوامل اصلی مورد استفاده در فن KPCA (l) مقادیر ویژه ماتریس هسته مرکزی در نظر گرفته می‌شوند که در شکل (۱) نشان داده شده است. با توجه به این شکل مقدار l برابر ۵ متناسب با پنج تا از بزرگترین مقادیر ویژه در نظر گرفته می‌شود. برای ارزیابی نتایج از نظر صحت داده از معیارهای PSNR^۱ و MAE^۲ استفاده می‌شود که برای تصویر بدون نویز $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y \times 1}$ و تصویر نویززدایی شده تخمینی $\hat{\mathbf{u}} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y \times 1}$ با بیشینه مقدار پیکسل ۲۵۵ به صورت‌های زیر تعریف می‌شوند،

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{(1/N_x N_y) \|\mathbf{u} - \hat{\mathbf{u}}\|_2^2} \right), \quad (35)$$

و

$$\text{MAE} = (1/N_x N_y) \|\mathbf{u} - \hat{\mathbf{u}}\|. \quad (36)$$

برای ارزیابی نتایج از نظر کیفیت بصری نیز معیار SSIM^۳ [۲۹] به کار گرفته می‌شود.



شکل (۱): تغییرات مقادیر ویژه ماتریس هسته مرکزی

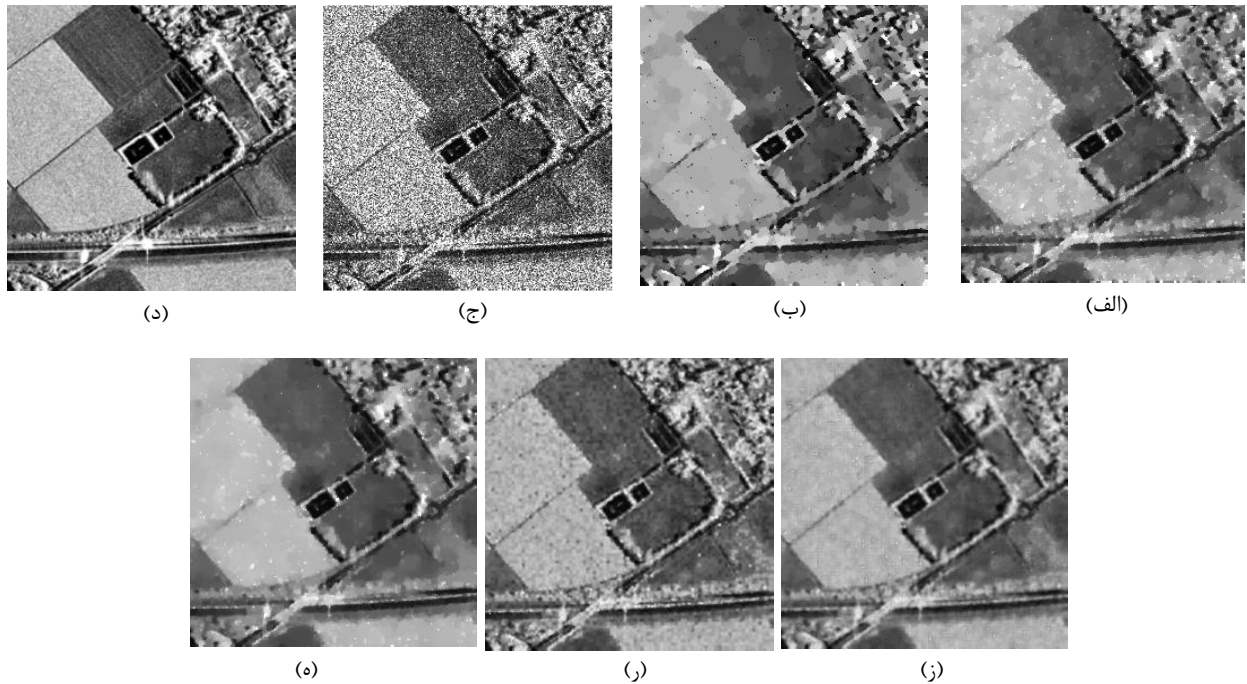
برای مقایسه سه روش DFN [۱۲] (که نتایج بهتری نسبت به روش‌های AA [۹] و SO [۱۱] ارائه کرده است)، روش MIDAL [۱۰] و روش MNR-ADL-SR1 [۱۶] که اخیراً ارائه

^۴ کدهای شبیه‌سازی برای روش‌های DFN، MIDAL و MNR-ADL-SR1 به ترتیب از <https://fadili.users.greyc.fr/software.html>، <http://www.lx.it.pt/~bioucas/publications.html> و <https://github.com/jd0710/MNR-ADL-SR1> دریافت شده است.

^۱ Peak Signal to Noise Ratio

^۲ Mean Absolute-deviation Error

^۳ Structure SIMilarity



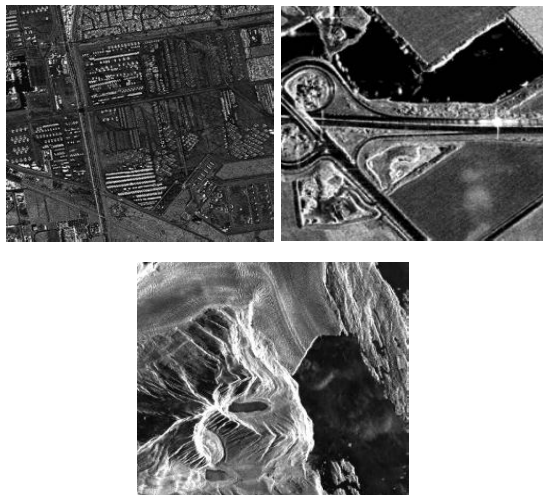
شکل (۲): عملکرد روش‌های مختلف در حذف نویز. (الف) تصویر بدون نویز، (ب) تصویر نویزی با L برابر ۴، (ج) روش DFN، (د) روش MIDAL، (ه) روش MNR-ADL-SR1، (و) روش پیشنهادی بدون هموارسازی منطبق، (ز) روش پیشنهادی با هموارسازی منطبق.

جدول (۱): نتایج معیارهای سنجش کیفیت بازیابی تصویر در شکل ۲

روش	PSNR(dB)	MAE
DFN	۱۹/۵۴	۱۹/۳۷
MIDAL	۲۰/۵۳	۱۷/۶۵
MNR-ADL-SR1	۲۰/۷۰	۱۶/۳۶
روش پیشنهادی بدون هموارسازی منطبق	۲۱/۰۱	۱۶/۷۲
روش پیشنهادی با هموارسازی منطبق	۲۱/۴۲	۱۵/۸۰

ارائه می‌شوند که بهترین نتایج در آن به صورت برجسته مشخص شده‌اند. با توجه به این نتایج در اکثر موارد به خصوص در سطوح بالای نویز بهترین عملکرد (بالاترین PSNR و SSIM و کمترین MAE) مربوط به روش پیشنهادی می‌باشد به گونه‌ای که در بعضی از موارد تا ۰/۸dB بهبود در PSNR را نشان می‌دهد.

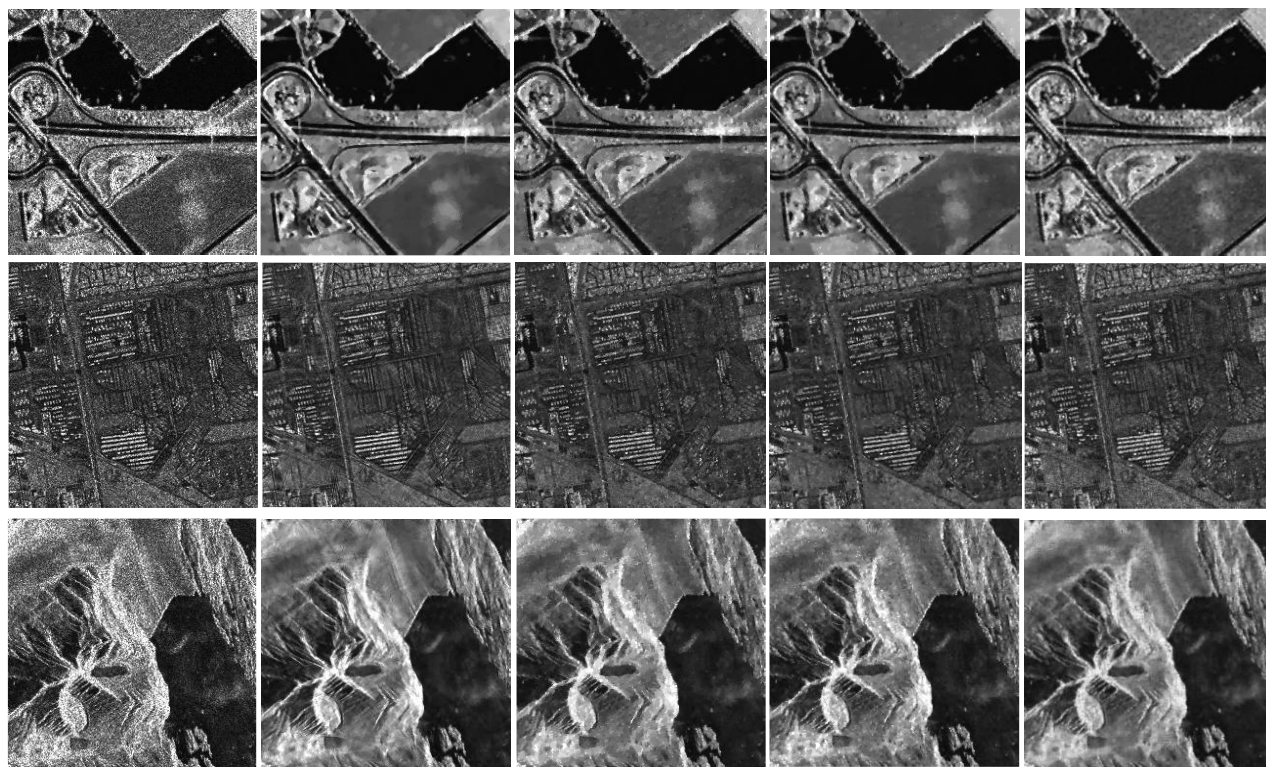
زمان پردازش برای نويزدایي از تصوير 256×256 پیکسل در روش DFN برابر ۱۰۲ ثانیه، روش MIDAL برابر ۶ ثانیه، روش MNR-ADL-SR1 برابر ۳۲۰ ثانیه و روش پیشنهادی برابر ۱۵۰ ثانیه می‌باشد که نشان‌دهنده عملکرد قابل قبول روش پیشنهادی از نظر زمان محاسبات می‌باشد.



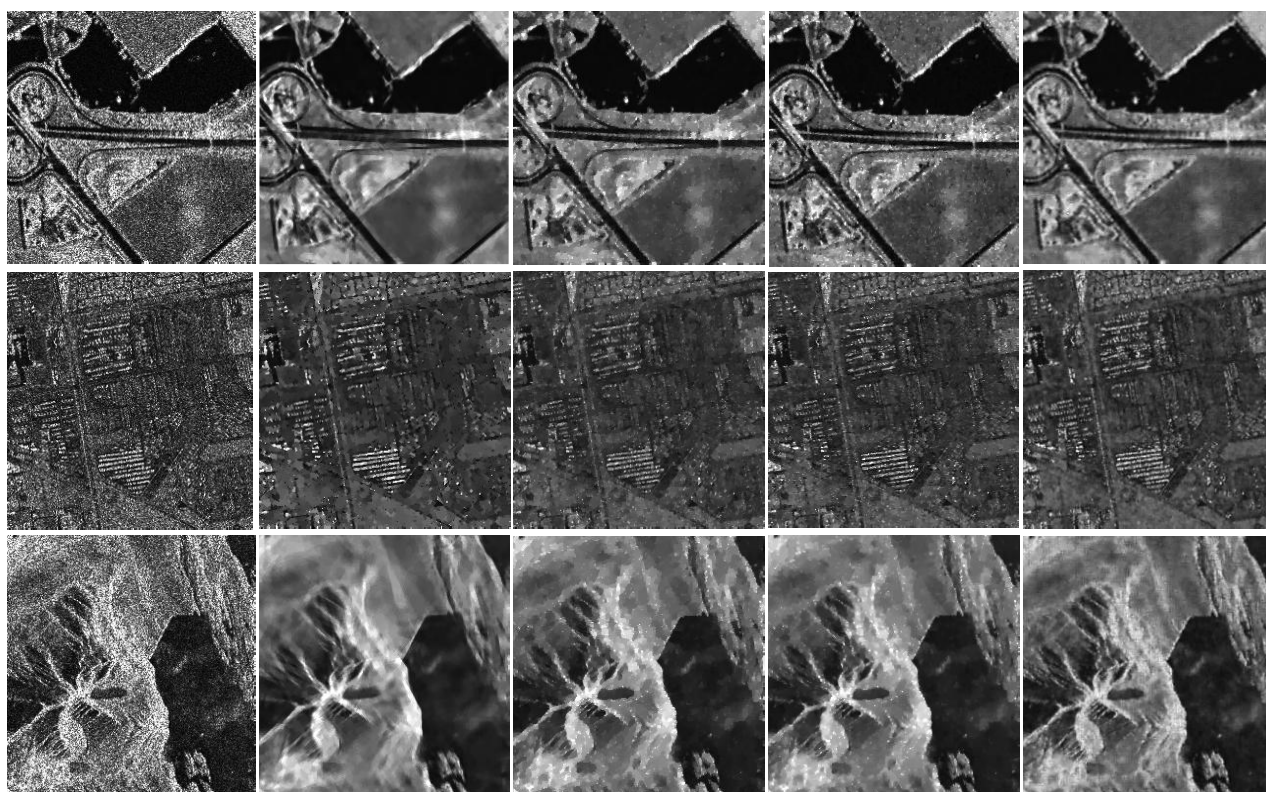
شکل (۳): تصاویر SAR مورد استفاده برای آزمایش

شکل‌های (۴-۶) نتایج نويزدایي از این سه تصویر در سطوح مختلف نویز لکه را نشان می‌دهند که مقدار L به ترتیب برابر ۱۰، ۴ و ۱ در نظر گرفته شده است. در این شکل‌ها از سمت چپ ستون اول نشان‌دهنده تصاویر نویزی، ستون دوم نشان‌دهنده نتایج روش DFN، ستون سوم نشان‌دهنده نتایج روش MIDAL، ستون چهارم نشان‌دهنده نتایج روش MNR-ADL-SR1 و ستون پنجم نشان‌دهنده نتایج روش پیشنهادی می‌باشد.

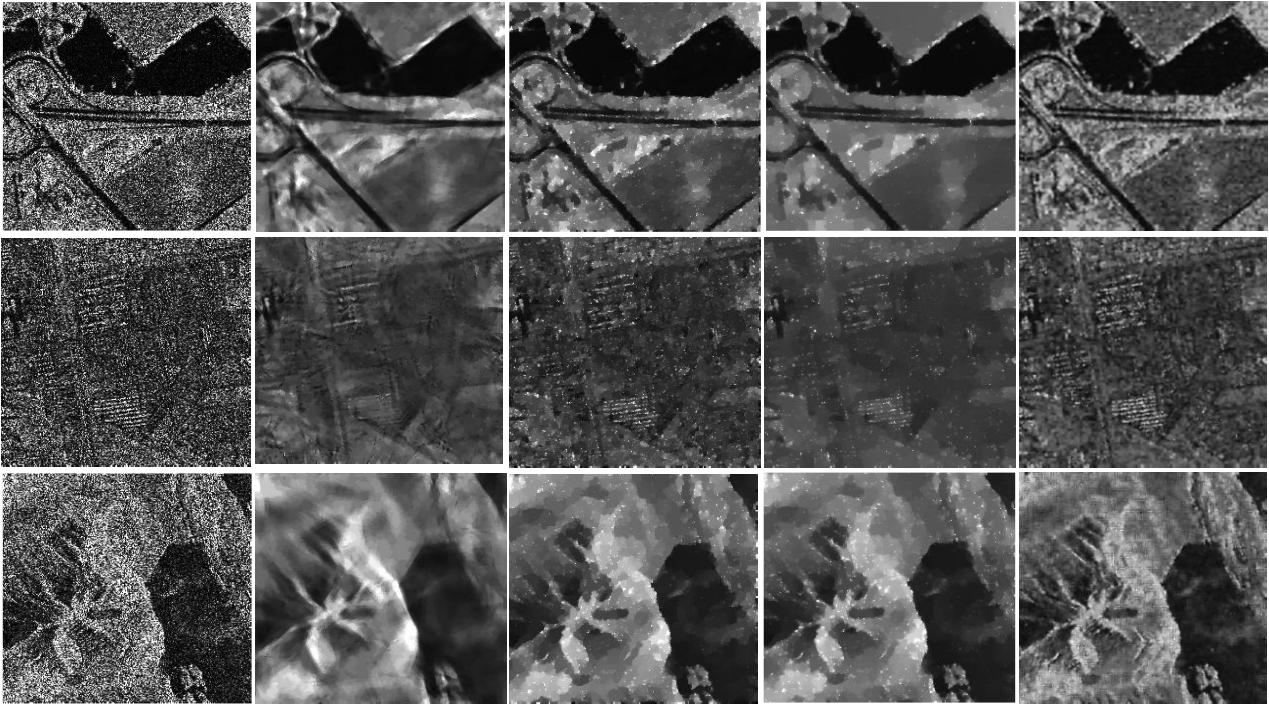
با توجه به شکل (۶) که در آن سطح بالای نویز در نظر گرفته شده است مشاهده می‌شود که عملکرد سه روش تحت مقایسه در حفظ جزئیات به شدت افت پیدا کرده است و چند ساختار اصلی بازیابی شده است، در حالی که در روش پیشنهادی به دلیل استفاده مناسب از تعدیل‌سازها و استفاده از تکنیک نگاشت در فضای تصویر علاوه بر ساختارهای اصلی جزئیات بیشتری بازیابی شده است که مقاوم بودن روش پیشنهادی در مقابل سطوح بالای نویز را نشان می‌دهد. نتایج عددی مربوط به مقایسه‌های صورت گرفته در شکل‌های (۴-۶) در جدول (۲)



شکل (۴): نتایج روش‌های مختلف در حذف نویز با سطح L برابر ۱۰. از سمت چپ، ستون اول: تصاویر نویزی، ستون دوم: نتایج روش DFN، ستون سوم: نتایج روش MIDAL، ستون چهارم نتایج روش MNR-ADL-SR1 و ستون پنجم: نتایج روش پیشنهادی.



شکل (۵): نتایج روش‌های مختلف در حذف نویز با سطح L برابر ۴. از سمت چپ، ستون اول: تصاویر نویزی، ستون دوم: نتایج روش DFN، ستون سوم: نتایج روش MIDAL، ستون چهارم نتایج روش MNR-ADL-SR1 و ستون پنجم: نتایج روش پیشنهادی.



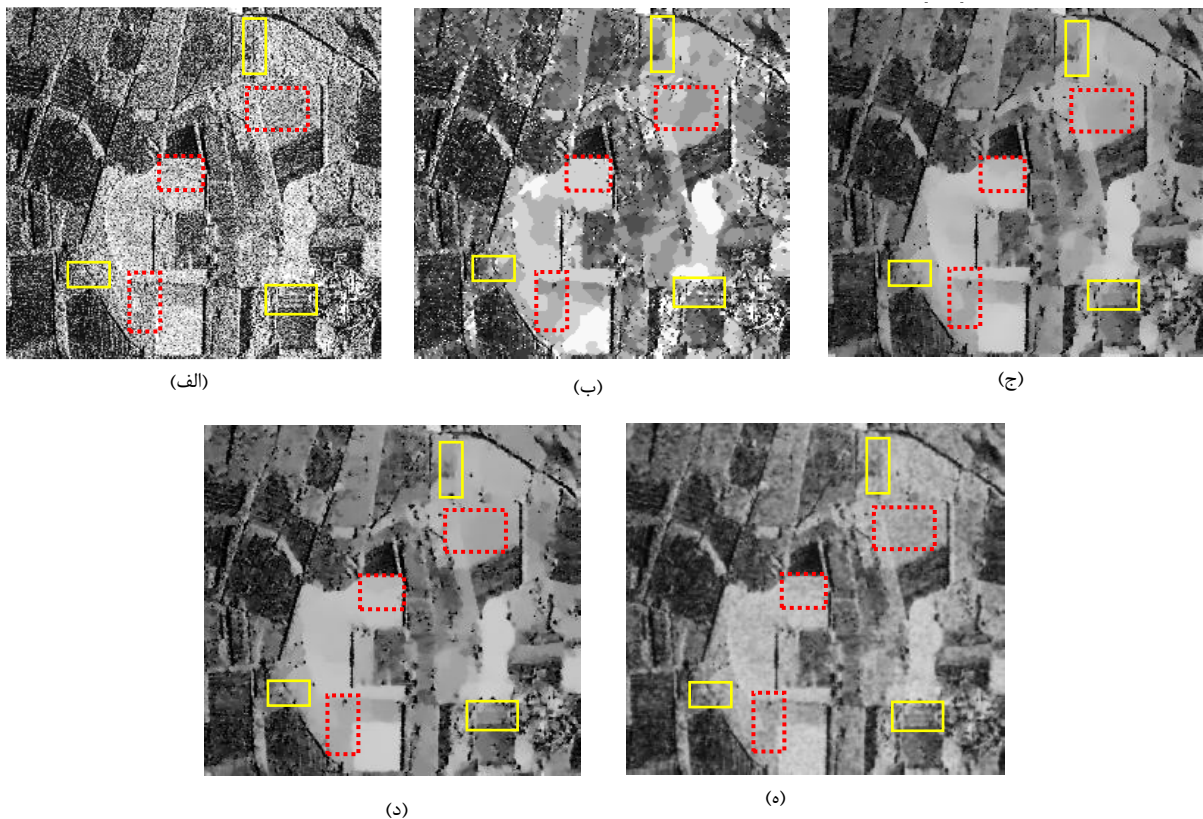
شکل (۶): نتایج روش‌های مختلف در حذف نویز با سطح L برابر ۰.۱ از سمت چپ، ستون اول: تصاویر نویزی، ستون دوم: نتایج روش DFN، ستون سوم: نتایج روش MIDAL، ستون چهارم نتایج روش MNR-ADL-SR1 و ستون پنجم: نتایج روش پیشنهادی.

جدول (۲): نتایج PSNR، MAE و SSIM برای روش‌های مختلف نويزدایي مربوط به شکل‌های (۴، ۵ و ۶)

نویز با سطح L برابر ۱			نویز با سطح L برابر ۴			نویز با سطح L برابر ۱۰			روش	تصویر
SSIM	MAE	PSNR	SSIM	MAE	PSNR	SSIM	MAE	PSNR		
۰/۵۰۹	۲۱/۱۸	۱۷/۸۷	۰/۶۷۹	۱۴/۷۵	۲۰/۸۷	۰/۷۷۰	۱۱/۲۱	۲۳/۳۱	DFN	تصویر ۲
۰/۴۳۰	۲۱/۸۲	۱۸/۰۴	۰/۵۹۲	۱۶/۳۷	۲۱/۰۶	۰/۶۷۲	۱۳/۸۹	۲۲/۸۵	MIDAL	
۰/۵۱۵	۲۱/۰۶	۱۷/۷۳	۰/۷۱۱	۱۴/۶۸	۲۰/۹۶	۰/۷۷۸	۱۱/۲۶	۲۳/۱۵	MNR-ADL-SR1	
۰/۵۸۷	۲۰/۱۳	۱۸/۷۱	۰/۷۴۰	۱۳/۶۸	۲۱/۹۱	۰/۸۰۱	۱۱/۳۲	۲۳/۵۴	روش پیشنهادی	تصویر ۳
۰/۲۷۰	۲۱/۶۱	۱۸/۱۸	۰/۵۵۵	۱۷/۱۱	۲۰/۱۰	۰/۷۲۹	۱۳/۰۴	۲۲/۸۱	DFN	
۰/۳۸۲	۲۰/۹۶	۱۸/۵۱	۰/۵۸۶	۱۶/۷۸	۲۱/۰۱	۰/۷۳۹	۱۳/۹۷	۲۲/۸۳	MIDAL	
۰/۲۸۸	۲۰/۴۴	۱۸/۵۷	۰/۵۳۳	۱۵/۴۷	۲۱/۰۸	۰/۷۱۷	۱۲/۴۴	۲۳/۰۱	MNR-ADL-SR1	تصویر ۴
۰/۴۲۶	۱۹/۵۱	۱۹/۲۸	۰/۶۳۳	۱۴/۹۰	۲۱/۷۱	۰/۷۲۲	۱۲/۷۵	۲۳/۱۷	روش پیشنهادی	
۰/۳۷۳	۲۲/۹۶	۱۷/۷۴	۰/۵۴۸	۱۶/۹۶	۲۰/۲۲	۰/۷۰۸	۱۳/۴۲	۲۲/۳۲	DFN	
۰/۴۱۳	۲۲/۳۱	۱۷/۹۱	۰/۵۷۷	۱۷/۲۴	۲۰/۲۱	۰/۶۹۸	۱۴/۱۷	۲۲/۰۲	MIDAL	تصویر ۴
۰/۴۲۴	۲۱/۴۵	۱۸/۱۱	۰/۵۸۴	۱۶/۴۲	۲۱/۴۲	۰/۷۱۵	۱۳/۳۳	۲۲/۲۹	MNR-ADL-SR1	
۰/۵۲۶	۲۰/۶۰	۱۸/۴۶	۰/۶۵۳	۱۵/۴۰	۲۱/۰۸	۰/۷۲۲	۱۳/۰۹	۲۲/۶۰	روش پیشنهادی	

ضعیف و مستطیل‌های نقطه‌چین قرمز رنگ نواحی دارای تغییرات ضعیف و بافت را نشان می‌دهند. با دقت در این نواحی مشاهده می‌شود در روش DFN علاوه بر باقیماندن مقداری نویز لکه، از دست رفتن تغییرات ضعیف نیز رخ داده است. در روش‌های MIDAL و MNR-ADL-SR1 به‌وسیله هموارسازی بیش از اندازه کاهش مناسب نویز صورت گرفته است، ولی لبه‌های ضعیف بازیابی نشده و نواحی دارای بافت به ناحیه‌هایی ثابت تبدیل شده است در حالی که در روش پیشنهادی در کنار کاهش مناسب نویز، لبه‌های ضعیف و بافت‌های تصویر بهتر بازیابی شده است.

در آزمایش بعدی مقایسه عملکرد روش‌های مختلف در نویزدایی از تصویر SAR واقعی که به نویز آغشته می‌باشد بررسی می‌شود. شکل (۷-الف) تصویر نویزی واقعی و شکل‌های (۷-ب)، (۷-ج)، (۷-د) و (۷-ه) به ترتیب نتایج روش‌های DFN، MIDAL، MNR-ADL-SR1 و روش پیشنهادی است. در این تصاویر با توجه به عدم دسترسی به تصویر بدون نویز به عنوان مرجع، امکان محاسبه معیارهای عددی کیفیت‌سنجی وجود ندارد و مقایسه بر اساس کیفیت بصری تصویر بازیابی شده فراهم است. مستطیل‌های توپر زرد رنگ نواحی دارای لبه‌های



شکل (۷): نتایج روش‌های مختلف در حذف نویز از تصویر واقعی آغشته به نویز. (الف) تصویر نویزی، (ب) نتیجه روش DFN، (ج) نتیجه روش MIDAL، (د) نتیجه روش MNR-ADL-SR1 و (ه) نتیجه روش پیشنهادی.

مورد نظر را مهیا می‌سازد. همچنین، با استفاده از تکنیک نمایش تنک بر حسب دیکشنری فوق کامل آموزش داده شده امکان بازیابی بافت‌های تصویر فراهم شد. در نهایت به منظور افزایش کارایی نویزدایی با استفاده از داده‌های آموزشی و فن KPCA روشی بر اساس نگاشت در فضای تصویر ارائه شد. با تعریف متغیرهای کمکی و شکستن مساله اصلی به زیرمساله‌های کوچکتر حل مساله بهینه‌سازی بر اساس یک الگوریتم تکرار متناوب صورت گرفت. نتایج شبیه‌سازی بر اساس تصاویر مختلف سنتز شده با سطوح مختلف نویز و تصاویر عملی، کارایی مناسب

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله با بهره‌گیری از تخمین‌گر MAP و ارائه مساله بهینه‌سازی محذب به‌صورت محلی روش جدیدی در حذف نویز از تصاویر SAR ارائه شد که در آن از مزیت‌های تعدیل‌سازهای هموارسازی منطبق، نمایش تنک و نگاشت در فضای تصویر به‌صورت مکمل یکدیگر استفاده می‌شود. به منظور حذف نویز و حفظ لبه‌ها و جزئیات بیشتر، تکنیک هموارسازی منطبق ارائه شد که امکان کنترل مقدار هموارسازی بر اساس ساختار ناحیه

- روش پیشنهادی در نویززدایی و حفظ جزئیات تصویر نسبت به تعداد زیادی از روش‌های موجود را نشان می‌دهد.
- ۶. منابع**
- [15] N. Karimi and M. Taban, "Nonparametric blind SAR image super resolution based on combination of the compressive sensing and sparse priors," *Journal of Visual Commu. Image Repres.*, vol. 55, pp. 853-865, 2018.
 - [16] Jing Dong, Zifa Han, Yuxin Zhao, Wenwu Wang, Ales Prochazka, and Jonathon Chambers, "Sparse analysis model based multiplicative noise removal with enhanced regularization," *Signal Processing*, vol. 137, pp. 160-176, 2017.
 - [17] Hh Sh. Li, G. Wang, and X. Zhao, "Multiplicative noise removal via adaptive learned dictionaries and TV regularization," *Digital Signal Process.*, vol. 50, pp. 218-228, 2016.
 - [18] Y. Hao, X. Feng, and J. Xu, "Multiplicative noise removal via sparse and redundant representations over learned dictionaries and total variation," *Signal Process.*, vol. 92, pp. 1536-1549, 2012.
 - [19] Y.-M. Huang, L. Moisan, M. K. Ng, and T. Zeng, "Multiplicative noise removal via a learned dictionary," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 21, no. 11, pp. 4534-4543, 2012.
 - [20] Y. Dong and T. Zeng, "A convex variational model for restoring blurred images with multiplicative noise," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 6, pp. 1598-1625, 2013.
 - [21] H. Song, L. Qing, Y. Wu, and X. He, "Adaptive regularization-based space-time super-resolution reconstruction," *Signal. Process. Image Commun.*, vol. 28, pp. 763-778, 2013.
 - [22] F. Argenti, A. Lapini, T. Bianchi, L. Alparone, "A tutorial on speckle reduction in synthetic aperture radar images," *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.*, vol. 1, no. 3, pp. 6-35, 2013.
 - [23] B. Scholkopf, A. Smola, and K.-R. Muller, "Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem," *Neural Computation*, vol. 10, no. 5, pp. 1299-1319, 1998.
 - [24] S. Mika, B. Scholkopf, A. Smola, K.-R. Müller, M. Scholz, and G. Rtsch, "Kernel pca and de-noising in feature spaces," *Advances in Neural Information Processing Systems 11*, MIT Press, pp. 536-542, 1999.
 - [25] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein, "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers," *Found. Trends Mach. Learn.*, vol. 3, no. 1, pp. 1-122, 2011.
 - [26] T. Goldstein and S. Osher, "The split Bergman algorithm for l1 regularized problems," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 2, pp. 323-343, 2009.
 - [27] J. Tropp, "Greed is good: algorithmic results for sparse approximation," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 50, pp. 2231-2242, 2004.
 - [28] M. Aharon, M. Elad, and A. Bruckstein, "K-svd: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 54, pp. 4311-4322, 2004.
 - [29] Zhou Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 13, pp. 600-612, 2004.
 - [1] I. G. Cumming and F. H. Wong, "Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data," Norwood, MA: Artech House, 2005.
 - [2] J. Goodman, "Speckle Phenomena in Optics: Theory and Applications," Roberts and Company Publishers, 2007.
 - [3] A. Shafiee, E. Yazidian, and M. beheshti, "Speckle noise reduction and SAR image reconstruction using compressed sensing," *Journal of Radar*, vol. 4, no. 2, pp. 19-29, 1395. (In Persian)
 - [4] A. Schmitt, "Multiscale and Multidirectional Multilooking for SAR Image Enhancement," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, pp. 5117-5134, 2016.
 - [5] D. Kuan, A. Sawchuk, T. Strand, and P. Chavel, "Adaptive restoration of images with speckle," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 35, pp. 373-383, 1987.
 - [6] J.-S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 2, pp. 165-168, 1980.
 - [7] F. Argenti and L. Alparone, "Speckle removal from SAR images in the undecimated wavelet domain," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 40, pp. 2363-2374, 2002.
 - [8] H. Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, "SAR speckle reduction using wavelet denoising and markov random field modeling," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 10, pp. 196-2212, 2002.
 - [9] G. Aubert and J.-F. Aujol, "A variational approach to removing multiplicative noise," *SIAM J. Appl. Math.* vol. 68, pp. 925-946, 2008.
 - [10] J. M. Bioucas-Dias and M. A. Figueiredo, "Multiplicative noise removal using variable splitting and constrained optimization," *IEEE Trans. Image Process.* vol. 19, no. 10, pp. 1720-1730, 2010.
 - [11] J. Shi and S. Osher, "A nonlinear inverse scale space method for a convex multiplicative noise model," *SIAM J. Imaging Sci.* vol. 1, no. 3, pp. 294-321, 2008.
 - [12] S. Durand, J. Fadili, and M. Nikolova, "Multiplicative noise removal using l1 fidelity on frame coefficients," *J. Math. Imaging Vision*. vol. 36, no. 3, pp. 201-226, 2010.
 - [13] N. Karimi, H. Amindavar, R. L. Kirlin and A. Rajabi, "Blind single image super resolution based on compressive sensing," *Journal of Visual Commu. Image Repres.* vol. 33, pp. 94-103, 2015.
 - [14] C. He, L. Liu, L. Xu, M. Liu, and M. Liao, "Learning Based Compressed Sensing for SAR Image Super-Resolution," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observ. and Remote Sens.*, vol. 5, pp. 1272-1281, 2012.

SAR Image Denoising Using Adaptive Smoothing and Sparse Representation

N. Karimi, M. R. Taban^{*}

^{*} Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

(Received: 27/01/2019, Accepted: 01/06/2019)

Abstract

Due to extensive SAR applications and the need to recognize SAR image details, the issue of improving the quality of these images after formation has been widely considered. Due to the nature of SAR image formation, the multiplicative speckle noise is considered as the most important factor in the quality degradation of these images. In this paper, a new method for removing speckle noise is presented. The main ideas of this article are using MAP estimator in accordance with the noise distribution function and presentation of a local convex optimization problem along with employment of adaptive smoothing, sparse representation regularizations and projection to the feature space. The local optimization model and adaptive smoothing provide proper noise removal and strong edges preservation and prevent image over smoothing. Also using sparse representation leads to texture preservation, and projection to the feature space enhances the algorithm against high noise levels. In order to solve the optimization problem, a method based on alternating minimization is introduced. The simulation results show good performance of the proposed method in noise reduction and preservation of image details which is better than many existing methods.

Keywords: Synthetic Aperture Radar, Denoising, Speckle Noise, Adaptive Smoothing, Sparse Representation, Feature Space