

مقاله علمی - پژوهشی

تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت توسط رادار دهانه مصنوعی مبتنی بر نمایش تنک

سیده اندیشه معزی^{۱*} و محمدعلی مسندی شیرازی^۲

۱ و ۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

* moezzi.am@yahoo.com

امروزه علاقه روزافزونی مبنی بر استفاده از رادار دهانه مصنوعی (SAR) در کاربرد آشکارسازی اهداف متحرک زمینی (GMTI) و تصویربرداری از اهداف متحرک زمینی (GMTIm) برای هر دو کاربرد نظامی و غیر نظامی وجود دارد. از آنجا که SAR برای تصویربرداری از صحنه ثابت طراحی شده است، تصویر SAR از هدف در حال حرکت مات و جابه‌جا می‌شود. از این‌رو برای به‌دست آوردن تصویر با وضوح بالا در این مقاله از یک الگوریتم جدید استفاده شده است که چارچوب آن مبتنی بر یادگیری بیزی تنک (SBL) است. برای ارزیابی کیفیت تصاویر، از نسبت هدف به کلاتر (TCR) و آنتروپی شانون استفاده شده است که معمولاً برای ارزیابی تصویر رادار دهانه مصنوعی استفاده می‌شود. الگوریتم پیشنهادی TCR تصویر را در مقایسه با روش‌های متداول در حدود 10dB افزایش و آنتروپی تصویر را به مقدار ۶۰٪ کاهش می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: رادار دهانه مصنوعی (SAR)، آشکارسازی اهداف متحرک زمینی (GMTI)، تصویربرداری از اهداف متحرک زمینی (GMTIm)، یادگیری بیزی تنک (SBL)، توزیع L_V، روش VB-EM

علائم و اختصارات

مقدمه

رادار دهانه مصنوعی قادر به تصویربرداری در شب و روز و در تمام شرایط آب و هوایی است، از این‌رو کاربرد گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف دارد و به یکی از اصلی‌ترین و پرکاربردترین ابزار سنجش از راه دور برای هر دو کاربرد مدنی و نظامی تبدیل شده است [۱-۲۴]. سیستم SAR می‌تواند برای تصویربرداری از اهداف ثابت و متحرک استفاده شود. در سال‌های گذشته فناوری SAR برای کاربردهای شناسایی هدف زمینی در حال حرکت (GMTI) توسعه یافت که امروزه علاوه بر کاربرد نظامی، در سیستم‌های هدایت و کنترل ترافیک نیز استفاده می‌شود [۲۲]. اساساً اهداف در تصاویر SAR ممکن است به شدت کشیده یا جابه‌جا شوند. این شرایط باعث می‌شود تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت (GMTIm) یک موضوع تحقیقاتی جالب باشد، زیرا می‌تواند توانایی سیستم SAR را در سنجش از راه دور افزایش دهد [۲۳].

GMTI	Ground Moving Target Indication
GMTIm	Ground Moving Target Imaging
SBL	Sparse Bayesian Learning
CFCR	Centroid Frequency And Chirp Rate
LFM	Linear Frequency Modulated
VB-EM	Variational Bayesian Expectation – Maximization
STFT	Short-Time Fourier Transform
WVD	Wigner-Ville Distribution
CICPF	Coherent Integrated Cubic Phase Function
MCMC	Monte Carlo Markov Chain
KL	Kullback–Leibler
LMMSE	Linear Minimum Mean Square Error
GIG	Generalized Inverse Gaussian

۱. کارشناس ارشد (نویسنده مخاطب)

۲. استاد

[9] راه حل بیزی باعث به دست آمدن تخمین احتمال کامل^۷ پسین^۸ به جای تخمین نقطه‌ای می‌شود. با استفاده از دانش آماری پیشرفته مشکل انتشار خطا را می‌توان حذف کرد و دقت تصویربرداری را به طور چشمگیری بهبود داد [5]. به عبارت دیگر، در این روش مدل سلسله مراتبی احتمالاتی بر روی سیگنال تحمیل می‌شود تا استنتاج را تسهیل کند. در ادامه تخمین پارامترها در یک چارچوب یادگیری چندکاره^۹ [۱۰]، انجام می‌شود که در آن از روش VB-EM استفاده شده است. در این الگوریتم سیگنال تنک و هایپر پارامترهای آن و سطح اغتشاش جمع شونده در گام E، تخمین زده شده است در حالی که تخمین نرخ داپلر اصلاح شده و خطای فاز ضرب‌شونده در گام M به روز می‌شود. همچنین روش پیشنهادی از نمایش زمان فرکانس LVD برای نشان دادن خودکار اهداف متحرک متعدد در حوزه فرکانس مرکزی و نرخ فشرده (CFCR) داپلر استفاده می‌کند، که امکان تصویربرداری از چند هدف در حال حرکت به طور همزمان را فراهم می‌سازد [۱۱].

در واقع روش پیشنهادی ترکیبی از دو روش نمایش زمان-فرکانس و روش آماری حسگری فشرده است و همین امر سبب افزایش دقت تصویر برداری می‌شود [۱۹-۱۸]

این مقاله در بخش‌های زیر تنظیم شده است:

در بخش دوم به معرفی نمایش زمان-فرکانس توزیع LV پرداخته شده است. در بخش سوم الگوریتم تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت توسط رادار دهانه مصنوعی مبتنی بر یادگیری بیزی تنک معرفی شده و سپس نتایج شبیه‌سازی‌ها و نتیجه‌گیری آورده شده است.

معرفی نمایش زمان-فرکانس توزیع LV

سیگنال‌های مدولاسیون فرکانس خطی (LFM) به طور گسترده در سیستم‌های اطلاعاتی مختلف از جمله رادار، سونار و مخابرات استفاده می‌شود. به منظور استخراج اطلاعات فیزیکی ذاتی، معمولاً نیاز به بیان یک سیگنال LFM در حوزه‌های دیگری غیر از حوزه زمانی است. به عنوان مثال، نمایش فوریه اغلب برای نشان دادن ویژگی‌های فرکانسی سیگنال‌ها استفاده می‌شود. با این حال، روش‌های مبتنی بر فوریه کلاسیک اغلب برای تجزیه و تحلیل سیگنال‌های غیرایستا بی‌اثر هستند. در حقیقت اجزای طیفی یک سیگنال LFM با زمان تغییر می‌کند. بنابراین، نمایش زمان-فرکانس در سه دهه گذشته، توسعه یافته است که شامل دو دسته می‌شود: دسته خطی و دسته درجه دوم. از جمله نمایش زمان-فرکانس خطی می‌توان به تبدیل فوریه زمان کوتاه^{۱۰} (STFT) اشاره کرد و از جمله نمایش زمان-فرکانس درجه دوم

در روش مرسوم تشکیل تصویر راداری حد تفکیک برد توسط فشرده‌سازی پالس LFM و حد تفکیک سمت توسط حرکت نسبی رادار و هدف به دست می‌آید. تعداد نمونه‌های مورد نیاز برای تشکیل تصویر با توجه به نرخ نایکویست باید حداقل دو برابر پهنای باند سیگنال باشد. روش‌های مرسوم تشکیل تصویر راداری مثل RDA و CSA بر مبنای استفاده از فیلتر منطبق است [۲]. اما این روش‌ها دارای معایبی مانند محدود بودن حد تفکیک برد و سمت به پهنای باند سیگنال و طول آنتن، حجم حافظه زیاد برای ذخیره‌سازی اطلاعات و تداخل گلبرگ‌های کناری در تصویر هستند. در سال‌های اخیر روش حسگری فشرده (CS) به طور گسترده توسعه یافته و با موفقیت در بازسازی سیگنال و تصویر به کار رفته است. تئوری CS بیان می‌کند که می‌توان یک سیگنال تنک مجهول با ابعاد بالا را به طور دقیق از مشاهداتی محدود از طریق حل مسئله بهینه‌سازی با قید تنک بازسازی کرد [۳]. به دلیل تنک بودن توزیع اهداف نقطه‌ای، CS را می‌توان در تشکیل تصویر SAR با حد تفکیک بسیار بالا و مشاهدات محدود، به کار برد. اولین بار در [۴] از تنک بودن، برای تشکیل تصویر SAR استفاده شد. در این مقاله، با بهره‌گیری از تنک بودن ذاتی برای اهداف در حال حرکت در حوزه تصویر SAR سرکوب کلاتر^۳ مشکل تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت SAR با دیدگاه بیزی تنک حل شده است [۵-۶].

در این مقاله، برای به دست آوردن تصویر SAR بسیار متمرکز برای هدف متحرک الگوریتم یادگیری بیزی تنک (SBL) بهبود یافته و فرایندی پویا به آن افزوده شده است. فرایند پالایش پویا با چارچوب SBL گنجانیده شده تا یک فرایند یادگیری فرهنگ لغت پارامتری ایجاد شود. برای تقویت بیشتر تنک بودن اهداف در حال حرکت، توزیع لاپلاس بر ضرایب پیشین^۴ (prior) تصویر SAR اجسام در حال حرکت مورد نظر تحمیل شده است. سپس برای مشکل تصویربرداری یک روش سلسله مراتبی، به طوری که یک راه حل فرم بسته بتوان به دست آورد، فرمول‌بندی شده است. علاوه بر این، هر دو اختلال جمع‌شونده و ضرب‌شونده، که خطای فاز ضرب‌شونده، نویز و کلاتر جمع‌شونده شناخته شده‌اند، به ترتیب، در مدل بیزی فرمول‌بندی شده و در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه روش دو مرحله‌ای VB-EM به کار گرفته شده است [۷-۸] تا تصویر هدف در حال حرکت و سطح اغتشاش جمع‌شونده در مرحله E^۵ و تخمین نرخ داپلر اصلاح شده و خطای فاز ضرب‌شونده در مرحله M^۶ به دست آید. در مقایسه با فرمول و راه حل سنجش فشرده معمولی

7 fully posterior probability
8 posterior
9 multitask learning framework
10 short-time Fourier transform (STFT)

3 clutter-suppressed SAR image domain
4 Laplace prior
5 variational E-step
6 variational M-step

برای رسیدن به تصویر SAR متمرکز از هدف در حال حرکت، A توسط نرخ فشرده داپلر از یک نمایش زمان - فرکانس به دست می‌آید که در این مقاله از نمایش زمان فرکانس LVD استفاده شده است [۱۱]. صورت مشخص‌تر، A به صورت زیر ساخته می‌شود:

$$A=A(r_d)= [A_1 \dots \dots \dots A_k] \quad (2)$$

حال حرکت است. جواب معادله (۱)، X است [۱۸].

روش‌های پیشین در حل مسئله

در اینجا، با استفاده از تنکی ذاتی هدف در حال حرکت در حوزه تصویر SAR سرکوب کلاتر، مسئله تصویربرداری از هدف به شیوه‌ای آماری فرمول‌بندی می‌شود. در معادله (۱) از آنجا که تعداد اندازه‌گیری‌ها بسیار کوچک‌تر از تعداد ضرایب مجهول X است، سیگنال اصلی را نمی‌توان مستقیماً از اندازه‌گیری‌ها به دست آورد و معکوس معادله (۱) که یک مسئله بدحالت است، مورد نیاز است، بنابراین سنجش فشرده برای به دست آوردن سیگنال اصلی شامل یک مکانیزم بازسازی می‌شود که $\|X\|_0$ برابر با تعداد ترم‌های غیرصفر در X است. تقریب سیگنال اصلی با حل مسئله بهینه‌سازی زیر به دست می‌آید:

$$\hat{X} = \arg \min_x \{ \|Y - EAX\|_2^2 + \tau \|X\|_0 \} \quad (3)$$

این مشکل بهینه‌سازی NP سخت است؛ بنابراین، برخی از ساده‌سازی‌ها استفاده می‌شود. رایج‌ترین روش این است که از نرم L_1 به جای نرم L_0 استفاده شود. بنابراین مسئله بهینه‌سازی به صورت زیر می‌شود:

$$\hat{X} = \arg \min_x \{ \|Y - EAX\|_2^2 + \tau \|X\|_1 \} \quad (4)$$

که در آن $\| \cdot \|_1$ نشان‌دهنده L_1 نرم است. تعدادی روش برای حل مسئله بازسازی CS تعریف شده در (۳) و (۴) یا گسترش آنها با استفاده از فرمول نرم L_p برای X با $0 < P \leq 1$ پیشنهاد شده‌اند. بیشتر روش‌های پیشنهادی نمونه‌هایی از روش‌های به حداقل رساندن انرژی هستند، از جمله الگوریتم‌های برنامه‌ریزی خطی و الگوریتم سازنده (حریص). علاوه بر این، نمایش سیگنال تنک یک موضوع بسیار نزدیک به CS است و بسیاری از الگوریتم‌های پیشنهاد شده در آن نیز می‌تواند برای مسئله بازسازی CS مورد استفاده قرار گیرد. فرمول سنجش فشرده در (۳) و (۴) می‌تواند به عنوان کاربردی از روش منظم‌سازی قطعی برای بازسازی سیگنال در نظر گرفته شود. با این حال، این مسئله همچنین می‌تواند در یک چارچوب بیزی فرمول‌بندی شود، که برخی از مزایای متمایز نسبت به فرمول‌بندی‌های دیگر فراهم می‌کند [۶]. در این مقاله حل مسئله به روش آماری انجام می‌شود.

می‌توان به توزیع وینگر ویل^{۱۱} (WVD) اشاره کرد. این روش‌های فرکانس - زمان توصیف می‌کنند که چگونه محتوای فرکانسی یک سیگنال با زمان تغییر می‌کند و بنابراین بهتر می‌تواند خواص سیگنال LFM را مشخص و تجزیه و تحلیل کنند. آنها همچنین به عنوان پایه - ای برای تجزیه سیگنال، برنامه‌نویسی، تشخیص و برآورد پارامترها استفاده می‌شوند [15]. یکی دیگر از ویژگی‌های مهم یک سیگنال LFM این است که هر جزء می‌تواند منحصر با دو مقدار فیزیکی فرکانس مرکزی و نرخ چریپ (CFCR) تعیین شود. به عبارت دیگر، یک سیگنال چند مؤلفه‌ای LFM روی طرح CFCR می‌تواند به سادگی توسط چندین نقطه نشان داده شود. در [11] یک نمایش طبیعی و واقعی CFCR که به عنوان توزیع Lv (LVD) سیگنال‌های LFM شناخته شده است، پیشنهاد شده است. این توزیع برای نشان دادن سیگنال LFM در یک دامنه که مقادیر فیزیکی اساسی آن فرکانس مرکزی و نرخ چریپ هستند، استفاده می‌شود. LVD بدون جستجو و بدون معرفی صفات غیرفیزیکی مانند مرتبه یا زاویه چرخش است. در طرح LVD، هر جزء می‌تواند به آسانی با فرآیند تشخیص پیک پیدا شود و پارامترهای فرکانس آن می‌تواند به طور مستقیم از مقادیر مختصات خوانده شود [۱۱]. ز نمایش‌های زمان - فرکانس جدید می‌توان به (CICPF) اشاره کرد [۲۵].

الگوریتم تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت توسط رادار دهانه مصنوعی مبتنی بر یادگیری بیزی تنک

در این بخش، الگوریتم تصویربرداری از هدف زمینی در حال حرکت توسط رادار دهانه مصنوعی در یک چارچوب SBL یکپارچه پارامتری و پویا ارائه شده است. می‌توان سیگنال دو بعدی هدف در حوزه برد فشرده و زمان آهسته سمت را در یک فرم ماتریسی به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$Y=EAX+C_N \quad (1)$$

که در آن $Y \in C^{N \times M}$ ماتریس داده‌های مشاهده شده است $C_N \in C^{N \times M}$ ماتریس کلاتر و نویز جمع‌شونده است، که هر ستون آن متناظر با نمونه‌های سمت و هر سطر آن متناظر با سلول‌های برد است و N و M به ترتیب تعداد نمونه‌های سمت و سلول‌های برد هستند. اختلال ضرب‌شونده E به صورت یک ماتریس قطری برای نمایش فضای ثابت و تغییر فاز زمان آهسته است.

فرهنگ لغت پارامتری A به عنوان یک فرهنگ لغت فوریه چندجمله‌ای تعمیم‌یافته تا مدولاسیون درجه دو فرمول‌بندی می‌شود.

حل مسئله به روش مدل سازی بیزی

از هدف به شیوه‌ای آماری فرمول بندی می‌شود. برای رسیدن به یک استنتاج بیزی پسین^{۱۴} برای تصویر هدف در حال حرکت X ، لازم است توزیع پیشین مناسبی^{۱۵} برای آن به دست آید. توزیع لاپلاس برای اعمال تک پیشین^{۱۶} به کار گرفته می‌شود [۶]، اما توزیع لاپلاس مزدوج مدل مشاهدات یعنی تابع درست‌نمایی گوسی^{۱۷} در معادله (۱) نیست. به عبارتی توزیع لاپلاس مزدوج توزیع گوسی نیست. از این رو، استنتاج بیزی مرتبط^{۱۸} نمی‌تواند در فرم بسته عمل کند. برای رفع این مشکل، لاپلاس پیشین در یک روش سلسله مراتبی کدگذاری می‌شود [۶]. در مرحله اول از سلسله مراتب مدل آماری X به صورت زیر است:

$$p(X | \alpha) = \prod_{m=1}^M CN(X_{:,m} | 0, \Lambda_m) \quad (7)$$

که $\Lambda_m = \text{diag}(\alpha_m)$ نشان دهنده ماتریس واریانس $X_{:,m}$ است. این توزیع بستگی به مدل پارامتر α_m دارد که هاپیر پارامتر نامیده می‌شود و توزیع‌های پیشین اضافی که هاپیر پیشین نامیده می‌شود، به آن اختصاص داده می‌شود. در مرحله دوم هاپیر پارامتر α توسط توزیع گامای هاپیر پیشین به صورت زیر ایجاد می‌شود:

$$p(\alpha_{:,m} | \lambda_m) = \prod_{n=1}^{KN} \Gamma(\alpha_{nm} | \eta, \lambda_m) \quad (8)$$

و به دلیل آن که توزیع گاما مزدوج توزیع گوسی^{۱۹} معادله (۳) است، به کار رفته است.

در واقع توزیع گاما مزدوج توزیع گوسی است. توزیع گاما به‌طور کلی به‌عنوان پیشین برای واریانس یک توزیع گوسی انتخاب شده است، چون توزیع گاما مزدوج پیشین توزیع گوسی است که تجزیه و تحلیل را بسیار آسان می‌کند.

$$p(X | \lambda) = \int p(X | \alpha) \prod_{m=1}^M p(\alpha_{:,m} | \lambda_m) d\alpha \quad (9)$$

توزیع حاشیه‌ای پیشین حاصل فوق از توزیع لاپلاس موردنظر هنگامی که $\eta=3/2$ است پیروی می‌کند [۱۲] که در آن $\lambda=[\lambda_1, \dots, \lambda_m]$ هاپیر پارامتر کنترل کننده تنگی X است.

در مرحله آخر از سلسله مراتب تنگی λ به عنوان یک متغیر تصادفی که از توزیع گامای دیگری پیروی می‌کند در نظر گرفته می‌شود.

$$p(\lambda | a, b) = \prod_{m=1}^M \Gamma(\lambda_m | a, b) \quad (10)$$

علاوه بر این، گامای پیشین^{۲۰} به صورت رابطه (۱۱) بر β اعمال شده است:

در مدل سازی بیزی، تمام مجهولات به‌عنوان کمیت تصادفی با مقادیر توزیع احتمالی اختصاص داده شده در نظر گرفته می‌شوند. به سیگنال ناشناخته X یک توزیع پیشین $p(X|\alpha)$ اختصاص داده می‌شود که دانش ما در مورد طبیعت X را مدل می‌کند. داده مشاهده شده Y نیز یک فرآیند تصادفی با توزیع شرطی $p(Y | X, \beta)$ دارد که در آن $\beta = \frac{1}{\sigma^2}$ معکوس واریانس نویز است. این توزیع‌ها بستگی به مدل پارامترهای α و β دارند که هاپیر پارامتر نامیده می‌شوند و توزیع‌های پیشین اضافی که هاپیر پیشین نامیده می‌شود، به آنها اختصاص داده می‌شود. مدل سازی بیزی برای مسئله بازسازی CS نیاز به تعریف توزیع مشترک همه مقادیر ناشناخته و مشاهده شده به فرم $p(X, \alpha, \lambda, \beta, Y)$ دارد. در اینجا از تجزیه $p(X, \alpha, \lambda, \beta, Y) = p(Y|X, \beta)p(X|\alpha)p(\alpha|\lambda)p(\lambda)p(\beta)$ استفاده می‌شود.

مدل نویز و مشاهدات

در معادله (۱) معمولاً فرض می‌شود که اختلال جمع شونده C_N ، توزیع گوسی مختلط متقارن مدور^{۱۲} با میانگین صفر و واریانس برابر β^{-1} دارد. پس تابع درست‌نمایی مشاهدات^{۱۳} می‌تواند به صورت زیر فرمول بندی شود:

$$P(Y | X, \beta) = \prod_{m=1}^M CN(Y_m | EAX_m, \beta_m^{-1} I) \quad (5)$$

که در آن $\beta = [\beta_1 \dots \dots \dots, \beta_m]$ هر المان آن معکوس واریانس اختلال جمع شونده در هر سلول برد را نشان می‌دهد.

مدل سیگنال

فرمول منظم سازی نرم L_1 در (۴) معادل با استفاده‌ی یک لاپلاس پیشین بر ضرایب X به فرم زیر است. یعنی

$$p(X | \lambda) = \frac{\lambda}{2} \exp(-\frac{\lambda}{2} \|X\|_1) \quad (6)$$

که با استفاده از یک روش MAP برای (۵) و (۶) و با فرض $\tau = \frac{\lambda}{\beta}$ می‌توان آن را حل کرد. با این حال، این فرمول لاپلاس

پیشین اجازه تجزیه و تحلیل بیزی قابل قبول و ساده را نمی‌دهد، چون که مزدوج توزیع شرطی در (۵) نیست. برای حل این مشکل، پیشین سلسله مراتبی به کار گرفته می‌شود. در زیر این مدل سازی انجام می‌شود. در اینجا با استفاده از تنگی ذاتی هدف در حال حرکت در حوزه تصویر SAR سرکوب کلاتر، مسئله تصویربرداری

14 Bayesian inference (posterior)

15 proper prior

16 prior

17 conjugate to the Gaussian likelihood

18 associated Bayesian inference

19 conjugate to the Gaussian distribution

20 gamma prior

12 circularly symmetric complex Gaussian distribution

13 observation likelihood function

در این روش برای محاسبه توزیع پسین $p(X, \alpha, \lambda, \beta|Y)$ که محاسبه دشواری داشت، یک توزیع تقریبی تعریف شده است که این توزیع پسین را تقریب می‌زند. با فرض میدان متوسط^{۲۲} این توزیع پسین تقریبی تجزیه شده است [۶]. به عبارت دیگر برای تقریب مورد استفاده در تجزیه کردن از تئوری فیزیکی به نام تئوری میدان متوسط استفاده می‌شود [۱۲]. از این رو داریم:

$$p(X, \alpha, \lambda, \beta|Y) \approx q(\Theta) \approx q(X)q(\alpha)q(\lambda)q(\beta) \quad (14)$$

در ادامه مطالب مطرح شده در مرجع [۷]، لگاریتم درست‌نمایی^{۲۳} معادله (۵) می‌تواند به صورت زیر تفسیر شود:

$$\ln p(Y; E, A) = F(q; E, A) + KL(q \parallel p) \quad (15)$$

$$F(q; E, A) = \int q(\Theta) \ln \left(\frac{p(Y, \Theta; E, A)}{q(\Theta)} \right) d(\Theta) \quad (16)$$

$$KL(q \parallel p) = \int q(\Theta) \ln \left(\frac{p(\Theta|Y; E, A)}{q(\Theta)} \right) d(\Theta) \quad (17)$$

که در آن $q(\Theta)$ هر تابع چگالی احتمال^{۲۴} است و $KL(q \parallel p)$ و اگرایی کولبک-لیبلر (KL) [۷] بین توزیع پسین $(\Theta|Y; E, A)$ و تقریب $q(\Theta)$ را بیان می‌کند.

از آنجاکه $KL(q \parallel p) \geq 0$ است، داریم

$$F(q; E, A)$$

به عبارت دیگر $F(q; E, A)$ باند پایین لگاریتم درست‌نمایی است. در نامساوی فوق حالت تساوی فقط زمانی برقرار است که $KL(q \parallel p) = 0$ که در این حالت $q(\Theta) = p(\Theta|Y; E, A)$. در روش VB-EM، دیگر نیاز به محاسبه دقیق $p(Y)$ نیست و توزیع پسین تقریبی $q(\Theta)$ را با تجزیه به صورت زیر تقریب می‌زند [۷].

$$q(\Theta) \approx q(X)q(\alpha)q(\lambda)q(\beta) \quad (18)$$

بر اساس تجزیه کردن در معادله (۱۲)، VB-EM در یک روش تکرارشونده دو مرحله انجام می‌شود که باند پایین $F(q; E, A)$ را در گام E ^{۲۵} و لگاریتم درست‌نمایی^{۲۶} $\ln p(Y; E, A)$ را در گام M ^{۲۷} ماکزیمم می‌کند.

گام E

با انجام مرحله E فرمول به روزرسانی برای متغیرها به صورت زیر به دست می‌آید [۷]:

$$p(\beta|c, d) = \prod_{m=1}^M \Gamma(\beta_m|c, d) \quad (11)$$

فرآیند استنتاج بیزی

در این بخش الگوریتم یادگیری بیزی تنک با روش VB-EM پیاده‌سازی می‌شود. با توجه به مدل‌سازی داده شده توزیع پسین به صورت زیر محاسبه می‌شود که اساس استنتاج بیزی است.

$$p(x, \alpha, \lambda, \beta|Y) = \frac{p(Y|X, \beta)p(X|\alpha)p(\alpha|\lambda)p(\lambda)p(\beta)}{p(Y)} \quad (12)$$

$$= \frac{p(x, \alpha, \lambda, \beta, Y)}{p(Y)}$$

که $p(\alpha|\lambda) = \prod_{m=1}^M \rho(\alpha_m|\lambda_m)$ است.

بقیه عبارات موجود در صورت کسر (۱۲) را می‌توان به ترتیب از (۵)، (۷)، (۸)، (۱۰)، (۱۱) به دست آورد. با این حال، برای محاسبه مخرج $p(Y)$ انتگرال چندگانه که محاسباتی سخت و پیچیده دارد لازم است. $p(Y)$ به فرم زیر است:

$$p(Y) = \iiint p(X, \alpha, \lambda, \beta, Y) dX d\alpha d\lambda d\beta dY \quad (13)$$

$p(Y)$ را نمی‌توان به صورت تحلیلی محاسبه کرد. بنابراین از روش‌های تقریبی استفاده می‌شود. در این مقاله، از روش VB-EM برای استنتاج بیزی استفاده می‌شود [۶]. به عبارت دیگر محاسبه دقیق $p(Y)$ با انجام نمونه‌برداری عددی شناخته شده‌ای به عنوان زنجیره‌ی مونت کارلو مارکوف (MCMC) [۱۳] یا تقریب قطعی [۷] ممکن است. از آنجاکه روش MCMC نیاز به پیچیدگی محاسباتی زیادی دارد، از این رو برای استنباط بیزی از روش، VB-EM [۱۴]، به عنوان یک روش تقریبی قطعی برای به دست آوردن توزیع پسین تقریبی^{۲۱} با توجه به دقت مناسب و کارایی محاسباتی آن استفاده شده است.

انجام استنتاج بیزی

همانطور که گفته شد که توزیع پسین $p(X, \alpha, \lambda, \beta|Y)$ اساس استنتاج بیزی است که محاسبه تحلیلی آن دشوار بود، پس از روش تقریبی VB-EM برای محاسبه آن استفاده می‌شود.

برای استفاده از این روش ابتدا متغیرهای تصادفی پنهان و مشاهده شده مشخص می‌شود و بعد از آن پارامترهای روش مشخص می‌شود. در این جا X, Y, α, λ و β به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته می‌شود. که در آن Y متغیر تصادفی قابل مشاهده و بقیه متغیرهای تصادفی پنهان هستند که به صورت مجموعه $\Theta = \{X, \alpha, \lambda, \beta\}$ نشان داده می‌شوند. اختلال ضرب‌شونده E در معادله (۱) به عنوان یک پارامتر مشترک در نظر گرفته می‌شود که باید تخمین زده شود. فرهنگ لغت پارامتری A که توسط نمایش LVD مقداردهی اولیه می‌شود، به صورت دینامیکی برای یک نمایش اصلاح شده از نرخ داپلر به روز می‌شود. در واقع

22. mean-field
23 log-likelihood
24 probability density function
25 variational E-step
26 log likelihood
27 variational M-step

به روزرسانی X

پسین تقریبی^{۲۸} برای X به صورت زیر است:

$$\hat{q}(X) = \exp \left\{ \left\langle \ln p(Y/X, \beta) p(X/\alpha) \right\rangle_{q(\alpha)q(\beta)} + c_0 \right\} \quad (19)$$

که در آن c_0 ثابت جمع شونده است. با جایگزینی معادله (5) و (7) در معادله (19) نتیجه نشان می‌دهد که X توزیع گوسی مختلط^{۲۹} به صورت زیر دارد:

$$\hat{q}(X) = \prod_{m=1}^M CN(X_{:m} / \mu_{:m}, \Sigma_m) \quad (20)$$

که

$$\begin{aligned} \mu_{:m} &= \langle \beta_m \rangle \Sigma_m \hat{A}^H \hat{E}^H Y_{:m} \\ \Sigma_m &= \left(\langle \beta_m \rangle \hat{A}^H \hat{E}^H \hat{E} \hat{A} + \text{diag} \left\langle \frac{1}{\alpha_{:m}} \right\rangle \right)^{-1} \end{aligned} \quad (21)$$

مقدار متوسط خلفی معادله (20) را می‌توان به عنوان تخمینی از تصویر هدف در حال حرکت تنک X تفسیر کرد که مبتنی بر تخمین‌گر حداقل میانگین مربع خطای خطی (LMMSE) است [۱۲].

به روزرسانی α

پسین تقریبی برای α به صورت زیر است:

$$\hat{q}(\alpha) = \exp \left\{ \left\langle \ln \prod_{m=1}^M p(X_{:m} / \alpha_m) p(\alpha_m / \lambda_m) \right\rangle_{\prod_{m=1}^M q(X_{:m})q(\lambda_m)} + c_0 \right\} \quad (22)$$

با جایگزینی معادله (20) و (8) در معادله (22)، هر اتم α_{nm} یک

$$\hat{q}(\alpha_{nm}) \propto \alpha_{nm}^{n-1} \exp[-2\lambda_m \langle \alpha_{nm} \rangle \langle 2|X_{nm}|^2 \rangle \alpha_{nm}^{-1}] \quad (23)$$

که 1 امین ممان آن به صورت زیر است:

$$\langle \alpha_{nm}^l \rangle = \frac{\langle 2|X_{nm}|^2 \rangle^{\frac{1}{2}} \kappa_{\eta-1+l}(\sqrt{\langle 2\lambda_m \rangle \langle 2|X_{nm}|^2 \rangle})}{\langle 2\lambda_m \rangle^{\frac{1}{2}} \kappa_{\eta-1}(\sqrt{\langle 2\lambda_m \rangle \langle 2|X_{nm}|^2 \rangle})} \quad (24)$$

در آن κ_α تابع بسل نوع دوم اصلاح شده^{۳۱} است [۱۲]:

با تنظیم $l=1, -1$ در معادله (24) قانون به روزرسانی برای $\langle \alpha_{nm}^1 \rangle$ و $\langle \alpha_{nm}^{-1} \rangle$ ترتیب در معادله (21) و (26) به دست می‌آید که به ترتیب برای به روزرسانی λ ، X مورد نیاز است.

به روزرسانی λ :

پسین تقریبی برای λ به صورت زیر است:

$$\hat{q}(\lambda) = \exp \left\{ \left\langle \ln \prod_{m=1}^M p(\alpha_m / \lambda_m) p(\lambda_m / a, b) \right\rangle_{\prod_{m=1}^M q(\alpha_m)} + c_0 \right\} \quad (25)$$

با جایگزینی معادله (8) و (10) در (25)، هر المان λ_m توزیع گاما دارد. مقدار متوسط توزیع گاما به صورت زیر است:

$$\langle \lambda_m \rangle = \frac{\eta KN + a}{\sum_{n=1}^{KN} \langle \alpha_{nm} \rangle + b} \quad (26)$$

به روزرسانی β

پسین تقریبی برای β به صورت زیر است:

$$\hat{q}(\beta) = \exp \left\{ \left\langle \ln \prod_{m=1}^M p(Y_{:m} / X_{:m}, \beta_m) p(\beta_m / c, d) \right\rangle_{\prod_{m=1}^M q(X_{:m})} + c_0 \right\} \quad (27)$$

با جایگزینی معادله (5) و (11) در معادله (27)، می‌توان هر المان β را که توزیع گاما دارد فرمول‌بندی کرد و مقدار میانگین توزیع به صورت زیر هست:

$$\langle \beta_m \rangle = \frac{N + c}{\|Y_{:m} - \hat{E} \hat{A} \mu_{:m}\|_F^2 + \text{Tr}(\hat{A}^H \hat{E}^H \Sigma_m \hat{E} \hat{A}) + d} \quad (28)$$

که در آن $\|\cdot\|_F$ اپراتور نرم Frobenius^{۳۲} است و $\text{Tr}(\cdot)$ اپراتور تریس است.

با استنتاج بیزی تقریبی که فرمول آن به دست آمد، می‌توان تصویر جسم در حال حرکت SAR، یعنی X را با به روزرسانی تکراری معادلات (21)، (24)، (26)، (28) تا زمان همگرایی به دست آورد. به دلیل اینکه متغیرهای تصادفی در Θ به یکدیگر وابستگی دارد، یک پروسه‌ی تکراری تا حد زیادی می‌تواند پدیده انتشار خطای ممکن را کاهش دهد و افزایش دقت تصویربرداری قابل انتظار است.

گام M

در این مرحله، پارامتر E تخمین زده شده و فرهنگ لغت A اصلاح می‌گردد. با تقریب استنتاج بیزی $\hat{q}(\Theta)$ ، E و A را می‌توان با ماکزیمم کردن لگاریتم درست‌نمایی توام^{۳۳} به صورت زیر تخمین زد:

$$\{\hat{E}, \hat{A}\} = \arg \max_{E, A} \langle \ln p(Y, \Theta; E, A) \rangle_{\hat{q}(\Theta)} \quad (29)$$

یا به طور معادل با کمینه کردن به صورت زیر به دست آید.

$$\{\hat{E}, \hat{A}\} = \arg \min_{E, A} \left\langle \|Y - EAX\|_2^2 \right\rangle_{\hat{q}(X)} \quad (30)$$

از آنجاکه مسئله کمینه کردن در معادله (30) محدب نیست، جواب فرم بسته برای E و A وجود ندارد. بنابراین مسئله کمینه کردن در یک روش هماهنگی تبار^{۳۴} با معادل تخمین E و A حل می‌شود.

به روزرسانی E

با فرض تخمین اولیه \hat{A} برای تخمین E می‌تواند به طور تحلیلی از [۱۲] به صورت زیر به دست آید:

32 Frobenius norm operator
33 joint log-likelihood
34 coordinate descent manner

28 approximated posterior
29 complex Gaussiandistribution
30 generalized inverse Gaussian (GIG) distribution
31 modified Bessel function of the second kind

$$\hat{A} = A(\hat{\gamma}_d) = \operatorname{argmin}_{\gamma_d} \left\{ \left\| Y - \hat{E}A(\gamma_d)\mu \right\|_F^2 + \sum_{m=1}^M \operatorname{Tr}(A^H(\gamma_d)\hat{E}^H \hat{E}A(\gamma_d)\Sigma_m) \right\} \quad (33)$$

$$\text{subject to } \hat{\gamma}_d - \Delta\gamma < \gamma_d < \hat{\gamma}_d + \Delta\gamma$$

از آنجاکه این مسئله یک راه حل فرم بسته ندارد، جواب آن با استفاده از تقریب جستجوی شبکه محلی به دست می‌آید. بنابراین، یک فرآیند تخمین دینامیکی معرفی شده است که می‌تواند نرخ فشرده داپلر برای رسیدن به حداکثر درست‌نمایی یک تصویر هدف در حال حرکت متمرکز SAR را اصلاح کند. به عبارت دیگر، در طول فرآیند اصلاح دینامیکی، γ_d یا $A(\gamma_d)$ به طور تکراری به روز شده تا معادله (۳۳) به حداقل همگرا شود. در این روش فرهنگ لغت پارامتری A دینامیکی در طی یک روش تکرار شونده به روز می‌شود. در نتیجه تصویر SAR بسیار متمرکز برای اهداف در حال حرکت متعدد می‌تواند به دست آید.

شبیه‌سازی

در این قسمت با شبیه‌سازی، نتایجی که به صورت ریاضی به دست آمده تأیید و تحلیل می‌شود. نتایج تجربی با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده SAR برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها را نشان داده‌اند. در ابتدا پارامترهای شبیه‌سازی هدف نقطه‌ای معرفی می‌شود و پس از آن هدف نقطه‌ای شبیه‌سازی شده و در نهایت الگوریتم پیاده‌سازی می‌شود.

پارامترهای سیستمی در شبیه‌سازی

در این بخش، برای شبیه‌سازی الگوریتم تصویربرداری از هدف زمینی درحال حرکت توسط رادار دهانه مصنوعی، یک SAR سبک نورافکنی^{۳۴} هواپایه باند X طراحی شده است و پارامترهای سیستمی انتخاب شده که در شبیه‌سازی از آنها استفاده شده است، معرفی شده‌اند. این پارامترها در جدول (۱) آورده شده‌اند.

جدول ۱- پارامترهای سیستمی در شبیه‌سازی

پارامتر	نماد	مقدار	یکا
سرعت سکو		۱۵۰	m/s
نزدیکترین برد به مرکز صحنه مشاهده		۱۰	km
CPI برای تصویربرداری هدف در حرکت		۲	s
فرکانس تکرار پالس رادار	PRF	۱۰۰۰	Hz
پهنای باند	B	۷۵	MHz
فرکانس حامل	F0	۹/۷۵	GHz
زاویه دید		۴۵	deg

$$\hat{E}_{nm} = \frac{Y_n: (\hat{A}_n: \mu)^H}{\operatorname{Tr}(\mu^H \hat{A}_n: \hat{A}_n: \mu) + \sum_{m=1}^M \operatorname{Tr}(\hat{A}_n: \hat{A}_n: \Sigma_m)} \quad (31)$$

باید توجه کرد که معادله به‌روزرسانی (۳۱) تا حد زیادی به \hat{A} بستگی دارد. از آنجاکه فرهنگ لغت پارامتری A در ابتدا توسط نرخ فشرده داپلر نمایش LVD تعیین می‌شود، خطای نمایش LVD قطعا دقت \hat{A} را کاهش می‌دهد. عدم دقت A بدون شک موجب تخریب برآورد E و بقیه استنتاج‌ها در گام E می‌شود. برای کاستن از این مشکل و افزایش دقت تصویربرداری یک فرآیند تخمین دینامیکی برای اصلاح A به شیوه‌ای آماری در ادامه به کار برده می‌شود.

به‌روزرسانی A

اگر تخمین اولیه \hat{E} برای E در نظر گرفته شود، در این صورت معادله (۳۰) به صورت زیر می‌شود:

$$\hat{A} = \operatorname{arg min}_A \left\langle \left\| Y - \hat{E}AX \right\|_2^2 \right\rangle_{\hat{q}(X)} \quad (31)$$

$$\hat{A} = \operatorname{arg min}_A \left\{ \left\| Y - \hat{E}A\mu \right\|_F^2 + \sum_{m=1}^M \operatorname{Tr}(A^H \hat{E}^H \hat{E}A \Sigma_m) \right\}$$

در یک مسئله داده شده مورد علاقه، فرهنگ لغت A می‌تواند یک فرهنگ لغت پارامتری مثل $A(\gamma_d)$ در نظر گرفته شود که توسط بردار نرخ داپلر $\gamma_d = [\gamma_d^1, \dots, \gamma_d^k]$ تعیین می‌شود.

در معادله کمینه‌سازی (۳۲) لازم است تضمین شود که A از یک ساختار فرهنگ لغت فوریه چند جمله‌ای پیروی می‌کند. دلیل این است که تنها هنگامی که A به عنوان یک فرهنگ لغت فوریه چند جمله‌ای تفسیر شود، تفسیر X در نظر گرفته شده به عنوان تصویر هدف در حال حرکت متمرکز SAR معنی‌دار می‌شود. با این حال معادله کمینه‌سازی (۳۲) محدب نیست. بنابراین روش‌های استاندارد off-the-shelf نمی‌تواند به طور مستقیم اعمال شود. خوشبختانه، فرهنگ لغت فوریه چند جمله‌ای A به طور یکتا توسط

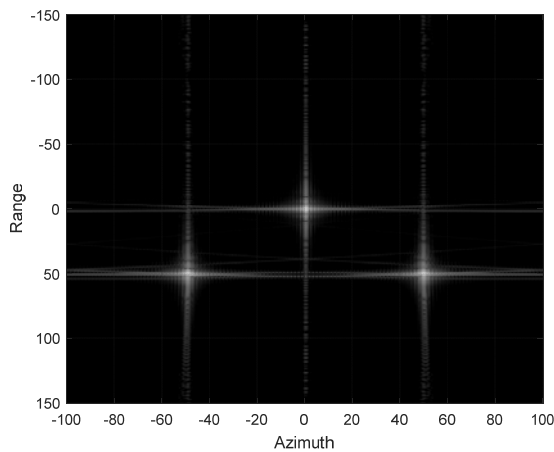
نرخ داپلر γ_d تعیین می‌شود و $A = A(\gamma_d)$ است. بنابراین معادله (۳۲) با معادله بهینه‌سازی یک تابع لگاریتم درست‌نمایی محلی^{۳۵} جایگزین می‌شود. شایان ذکر است، از آنجا که LVD مقدار اولیه γ_d را دارد، این قابل توجیه است که فرض شود نرخ فشرده داپلر واقعی در فاصله معقول $\hat{\gamma}_d + \Delta\gamma < \gamma_d < \hat{\gamma}_d - \Delta\gamma$ قرار می‌گیرد که در آن $\hat{\gamma}_d$ تخمین اولیه نرخ فشرده داپلر است و $\Delta\gamma$ یک فاصله به درستی انتخاب شده است. به این ترتیب، حداکثر لگاریتم درست‌نمایی محلی برحسب نرخ فشرده داپلر می‌تواند به طور معادل به صورت مشکل بهینه‌سازی مقید معادله (۳۳)، در نظر گرفته شود که در زیر نشان داده شده است.

$$T = - \sum_{i=0}^G p(i) \log_2(p(i)) \quad (35)$$

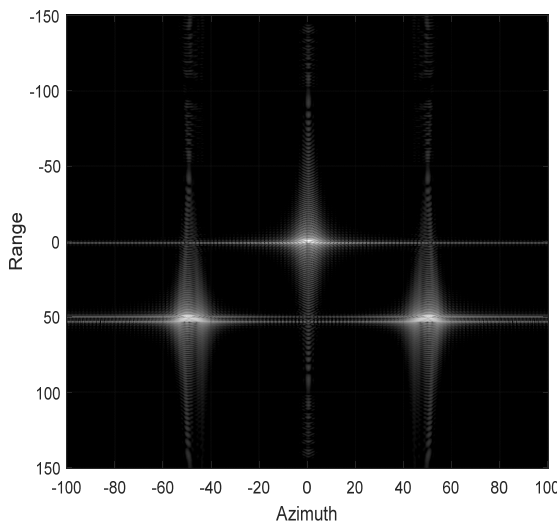
نتایج تحلیل کمی تصاویر بازسازی شده به روش‌های مختلف با استفاده از معیارهای فوق در جدول ۲ خلاصه شده است:

جدول ۲- تحلیل کمی نتایج شبیه‌سازی

	FT	MF	L1-norm regularization	The proposed method
TCR (dB)	۱۵/۳	۱۶/۰۱	۲۲/۲۱	۳۲/۰۱
ENT	۷/۶۲	۷/۲۵	۶/۱۲	۲/۲۳



شکل ۱- تصویر هدف در حال حرکت تشکیل شده توسط: L1-norm regularization



شکل ۲- تصویر هدف در حال حرکت تشکیل شده توسط: MF

پارامترهای اجسام در حال حرکت برای شبیه‌سازی

برای شبیه‌سازی، یک سناریوی نسبتاً پیچیده که در آن چند هدف در حال حرکت در نزدیک یکدیگر واقع شده‌اند، در نظر گرفته می‌شود. فرض می‌شود که سه هدف با سرعت ثابت ۴m/s و ۲ m/s و ۳m/s در جهت سمت^{۳۷} حرکت می‌کنند و هدف چهارم ساکن باشد. اگر یک هدف مستقیم در جهت سمت حرکت کند، تصویر آن محو می‌شود اما هنوز تقریباً محل دقیق هدف را نشان می‌دهد [۲۰].

مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف تصویربرداری هدف در حال حرکت

برای ارزیابی کمی کیفیت تصویر، آنتروپی شانون^{۳۸} برای اندازه‌گیری کیفیت تمرکز تصویر استفاده می‌شود و نسبت هدف به کلاتر^(TCR^{۳۹})، که به عنوان قدرت نسبی هدف به متوسط کلاتر و نویز تعریف می‌شود برای اندازه‌گیری تباین تصویر استفاده می‌گردد [۱۶]. آنتروپی کوچک‌تر تصویر، تمرکز بهتر تصویر هدف را نشان می‌دهد و TCR بزرگ‌تر تصویر، بیانگر تباین بهتر تصویر است. برای بررسی دقیق‌تر و کمی تصاویر بازسازی شده از معیارهای کمی زیر استفاده می‌شود. این پارامترهای کمی جهت ارزیابی کیفیت تصاویر بازسازی شده SAR که تصویر واقعی زمینه غیرقابل دسترس است کاربرد دارد.

نسبت هدف به کلاتر (TCR)

این پارامتر، به عنوان معیاری برای بهبود نقاط پراکنده‌ساز قوی نسبت به زمینه کلاتر تعریف می‌شود. برای این منظور ناحیه هدف را مستطیل T و خارج از آن ناحیه زمینه B در نظر گرفته می‌شود. TCR به صورت زیر تعریف شده است:

$$TCR = 20 \log_{10} \left(\frac{\max_{j \in T} (|\hat{f}_i|)}{\text{std}_{j \in B} (|\hat{f}_j|)} \right) \quad (34)$$

که در این رابطه $|\hat{f}|$ دامنه تصویر بازسازی شده است.

آنتروپی (ENT)

آنتروپی^{۴۰} کل تصویر، معیاری است که کنتراست تصویر را نشان می‌دهد. هرچه تصویر تباین بیشتری داشته باشد، مقدار آنتروپی آن کمتر است. اگر $p(i)$ نشان‌دهنده احتمال هر سطح خاکستری باشد آنتروپی تصویر طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود [۲۶ و ۲۷]:

37. along-track

38. Shannon entropy

39. Target-to-Clutter ratio

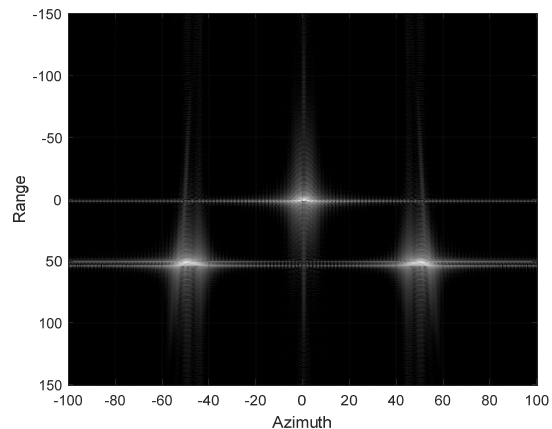
40. Entropy

نتیجه گیری

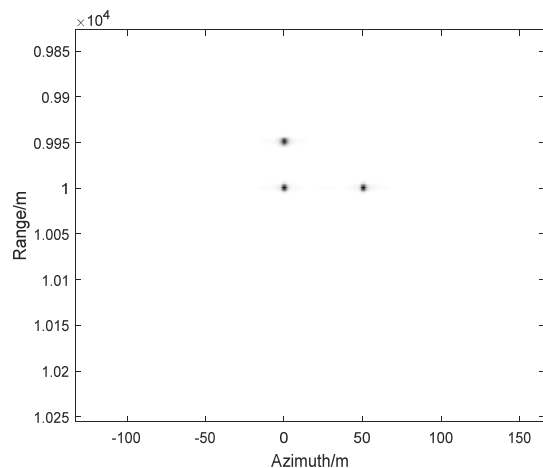
در این مقاله به بررسی، شبیه‌سازی و آنالیز کمی نتایج حاصل در مسئله تصویربرداری از هدف متحرک زمینی توسط رادار دهانه مصنوعی پرداخته شد و کیفیت تصاویر بازسازی شده توسط الگوریتم‌های متداول تشکیل تصویر و روش پیشنهادی مقایسه شد. برای ارزیابی کیفیت تصاویر، از نسبت هدف به کلاتر (TCR) استفاده شده است، که معمولاً برای ارزیابی تصویر رادار دهانه مصنوعی استفاده می‌شود. الگوریتم پیشنهادی TCR تصویر را در مقایسه با روش‌های متداول ۱۰dB افزایش و آنتروپی تصویر را ۶۰٪ کاهش می‌دهد. در سال‌های اخیر روش حسگری فشرده در تصویربرداری راداری مورد توجه جدی قرار گرفته است. بازسازی سیگنال در حوزه حسگری فشرده را به دو صورت می‌توان انجام داد. دسته اول روش‌های نرم- پایه‌اند که براساس حل معادلات بهینه‌سازی کار می‌کند و دسته دوم روش‌های بی‌زین که با رویکرد آماری به حل مسئله می‌پردازد. در این مقاله با استفاده از روش‌های بی‌زین به حل مسئله حسگری فشرده پرداخته شده است. از جمله مزیت‌های این روش می‌توان به بدست آوردن تخمین احتمال کامل پسین به جای تخمین نقطه‌ای اشاره کرد. از طرفی برای تخمین ضرایب روش دو مرحله‌ای VB-EM به کار گرفته شده است که در مقایسه با سایر روش‌ها سرعت بالایی دارد. همچنین با استفاده از روش بی‌زین مشکل انتشار خطا را می‌توان حذف کرد و دقت تصویربرداری را به‌طور چشمگیری بهبود داد. برای نشان دادن خودکار اهداف متحرک متعدد در حوزه CFRC داپلر از نمایش زمان فرکانس LVD استفاده شده است که امکان تصویربرداری از چند هدف در حال حرکت به طور همزمان را فراهم می‌سازد. از آنجا که هر دو خطای فاز ضرب شونده و کلاتر جمع شونده و نویز در چارچوب پیشنهادی در نظر گرفته شده و فرمول بندی می‌شوند، تصویر هدف در حال حرکت به نحوی بهبود یافته به دست می‌آید. نتایج شبیه‌سازی از دو جنبه تخمین کمی و کیفیت بصری از سایر روش‌ها قابل قبول تر است.

مراجع

- [1] L. Mensa, *High Resolution Radar Imaging*, Norwood, MA, USA: Artech House, 1981.
- [2] G. Ian, F. Cumming and H. Wong, *Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation*, Artech House: London, 2005.
- [3] E. Candes and T. Tao, "Decoding by linear programming," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 51, no. 12, pp. 4203-4215, 2005.
- [4] M. Cetin, "Feature-enhanced synthetic aperture radar imaging, PhD dissertation, College of Engineering, Boston University, Boston, MA, USA, 2001.



شکل ۳- تصویر هدف درحال حرکت تشکیل شده توسط: FT



شکل ۴- تصویر هدف درحال حرکت تشکیل شده توسط الگوریتم پیشنهادی

شکل‌های فوق تصویر SAR هدف درحال حرکت، که به ترتیب توسط L1-norm regularization [۹]، MF، FT مستقیم^{۴۱} و الگوریتم پیشنهادی به دست آمده است، را نشان می‌دهد. همان طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، با توجه به حرکت هدف، پاسخ سه هدف درحال حرکت غیرمتمرکز^{۴۲} است. علاوه بر این، هنگامی که دو جسم در نزدیکی هم واقعند، پاسخ غیرمتمرکزشان با یکدیگر همپوشانی دارد. مقایسه بین آنتروپی تصویر و TCR در شکل ۳ با شکل ۲ نشان می‌دهد که کیفیت تصویر توسط MF کمی بهبود یافته است. از آنجا که L1-norm regularization دارای قابلیت حذف نویز است، کنتراست تصویر شکل ۱ در مقایسه با شکل ۲ به‌طور چشمگیری افزایش می‌یابد [۱۷]. در نهایت، تصویر حاصل از الگوریتم پیشنهادی در شکل ۴ نشان داده شده است. با مقایسه بین شکل ۴ و بقیه، مشاهده می‌شود که هر دو کیفیت تمرکز و کنتراست تصویر به دست آمده توسط الگوریتم پیشنهادی بهبود یافته است.

41 direct FT
42 defocused

- Remote Sens.* Vol. 48, no. 10, pp. 3824–3838, 2010.
- [18] L. Yang, L. Zhao, G. Bi and L. Zhang, "SAR ground moving target imaging algorithm based on parametric and dynamic sparse Bayesian learning," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 54, no. 4, pp. 2254–2267, 2016.
- [19] L. Yang, L. Zhao, S. Zhou and G. Bi, "Sparsity-Driven SAR Imaging for Highly Maneuvering Ground Target by the Combination of Time-Frequency Analysis and Parametric Bayesian Learning," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 10, no. 4, pp. 1453–1465, 2017.
- [20] M.T. Crockett, "Target Motion Estimation Techniques for single-Channel SAR" (Master's thesis) Brigham Young University, 2014.
- [21] W. Chang, H. Tao, G. Sun, Y. Wang and Z. Bao, "A novel multi-angle sar imaging system and method based on an ultrahigh speed platform", *Sensors*, vol. 19, no. 1701, pp. 1-17, 2019.
- [22] A. Rahmanizadeh, J. Amini, "An Integrated Method for Simulation of Synthetic Aperture Radar (SAR) Raw Data in Moving Target Detection", *Remote sensing*, vol. 9, no. 1009, pp. 1-19, 2017.
- [23] Z. Chen, Y. Zhou, L. Zhang, C. Lin, Y. Huang and S. Tang, "Ground Moving Target Imaging and Analysis for Near-Space Hypersonic Vehicle-Borne Synthetic Aperture Radar System with Squint Angle", *Remote sensing*, vol. 10, no. 1966, pp. 1-25, 2018.
- [24] Y. Huang, G. Liao, Y. Zhang, J. Xu, J. Li, "Effective baseline estimation in dual-channel synthetic aperture radar for moving target imaging and relocation", *Digital Signal Processing*, vol. 78, pp. 121-135, 2018.
- [25] D. Li, C. Zhang, H. Ma, H. Liu, J. Su, and Qi. Liu, "An Efficient SAR Ground Moving Target Refocusing Method Based on PPFIT and Coherently Integrated CPF", *IEEE Access*, vol. 7, pp. 114102- 114115, 2019.
- [26] G.R. Benitz, "High-definition vector imaging", *Lincoln Laboratory Journal*, Vol. 10, no. 2, pp. 147-170, 1997.
- [27] M. Cetin, W.C. Karl, and D.A. Castanon, "Feature enhancement and ATR performance using nonquadratic optimization-based SAR imaging", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1375-1395, 2003.
- [5] S. Ji, Y. Xue and L. Carin, "Bayesian compressive sensing," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 56, no. 6, pp. 2346–2356, 2008.
- [6] S.D. Babacan, R. Molina and A.K. Katsaggelos, "Bayesian compressive sensing using laplace priors," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, no. 1, pp. 53–63, 2010.
- [7] D.G. Tzikas, C.L. Likas and N.P. Galatsanos, "The variational approximation for bayesian inference," *IEEE Signal Process. Mag.* Vol. 25, no. 6, pp. 131–146, 2008.
- [8] T.K. Moon, "The expectation-maximization algorithm," *IEEE Signal Process. Mag.*, Vol. 13, no. 6, pp. 47–60, 1996.
- [9] I. Stojanovic and W.C. Karl, "Imaging of moving targets with multi-static sar using an overcomplete dictionary," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.* Vol. 4, no. 1, pp. 164–176, 2010.
- [10] S. Ji, D. Dunson, and L. Carin, "Multitask compressive sensing," *IEEE Trans Signal Process.* Vol. 57, no. 1, pp. 92–106, 2009.
- [11] X. Lv, G. Bi, C. Wan and M. Xing, "Lv's distribution: Principle, implementation, properties, and performance," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 8, pp. 3576–3591, 2011.
- [12] L. Zhao, L. Wang, G. Bi and L. Yang, "An autofocus technique for highresolution inverse synthetic aperture radar imagery," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* Vol. 52, no. 10, pp. 6392–6403, 2014.
- [13] L. Wang, L. Zhao, G. Bi, C. Wan and L. Yang, "Enhanced isar imaging by exploiting the continuity of the target scene," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* Vol. 52, no. 9, pp. 5736–5750, 2014.
- [14] J. Yang and Y. Zhang, "Analysis on the Azimuth Shift of a Moving Target in SAR Image," *Progress In Electromagnetics Research M*, vol. 42, pp. 121–134, 2015.
- [15] F. Hlawatsch and G.F. Bourdeaux-Bartels, "Linear and quadratic timefrequency signal representations," *IEEE Signal Process. Mag.* vol. 9, no. 2, pp. 21–67, 1992.
- [16] T.J. Kragh, "Monotonic iterative algorithm for minimum-entropy autofocus," in *Proc. ASAP Workshop, Jun. 2006*, pp. 1–6.
- [17] L. Zhang, "Resolution enhancement for inversed synthetic aperture radar imaging under low snr via improved compressive sensing," *IEEE Trans. Geosci.*