

KNO-1202-4804

بررسی و تحلیل کاربرد مدل سازی خودبازگشتی در بهبود آشکارسازی هدف راداری در محیط های داده محدود

امیر شاطری^۱ amir.sh197799@gmail.com

^۱ دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا؛ گرایش دینامیک پرواز و کنترل/دانشکده مهندسی هوافضا؛ دانشگاه صنعتی شریف؛ تهران؛ ایران

چکیده

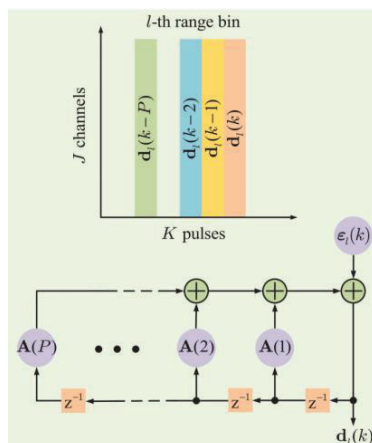
این تحقیق و مقاله مروری بر نتایج اخیر در مورد بهره‌برداری از مدل‌های پارامتری خودبازگشتی برای تشخیص تطبیقی هدف راداری ارائه می‌دهد. به طور خاص، سه نوع سیستم راداری در نظر گرفته شده است، از جمله رادار آرایه فازی با فرستنده‌ها و گیرنده‌های چندگانه در هم واقع شده، رادار چند ورودی چند خروجی توزیع شده با فرستنده‌ها و گیرنده‌های با فاصله مکانی و گسترده، و رادار غیرفعال که از منابع موجود به عنوان روشنگرهای فرصت استفاده می‌کند. این سیستم‌های راداری برای طیف وسیعی از کاربردهای نظامی و غیرنظامی مورد توجه قابل توجهی هستند. برای هر یک از سه نوع رادار، در مورد چگونگی استفاده از فرآیندهای برای مدل‌سازی مختصر همبستگی سیگنال اساسی و تخمین کارآمد آن از داده‌های محدود بحث می‌شود، بنابراین امکان تشخیص موثر هدف در محیط‌های پیچیده غیر همگن را هنگامی که داده‌های آموزشی محدود است، فراهم می‌شود. همچنین عملکرد چنین آشکارسازهای پارامتری به کمک مدل را نسبت به رویکردهای غیر پارامتری مرسوم با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده کامپیوتری و تجربی نشان داده می‌شود.

کلیدواژه‌ها: مدل‌سازی پارامتری، تشخیص تطبیقی هدف، رادار آرایه فازی، رادار توزیع‌شده چند ورودی چند خروجی، رادار غیرفعال.

1. مقدمه

مدل‌سازی پارامتری اغلب در طراحی و تحلیل سیستم‌های راداری استفاده می‌شود [۱]-[۱۰]. این مدل از مدل‌های فیزیکی یا آماری متشکل از تعداد محدودی پارامتر استفاده می‌کند که در نمایش و پردازش سیگنال برای توابع رادار مفید هستند. مدل‌های پارامتری زیادی برای کاربردهای راداری موجود است، به عنوان مثال، مدل نظریه هندسی پراش [۱]، مدل پنهان مارکوف [۲]، مدل گاوسی مرکب [۳]، و مدل خودهمبسته [4]-[10] و غیره. مدل تلاش‌های تحقیقاتی گسترده‌ای را برای تشخیص هدف راداری به خود جلب کرده است، زیرا می‌تواند هم مشاهدات گاوسی و هم غیر گاوسی را برازش دهد. علاوه بر این، تخمین پارامتر مدل نسبتاً ساده است، که معمولاً شامل حل یک سیستم معادلات خطی است. تشخیص تطبیقی هدف یک موضوع اساسی برای مهندسان رادار است. این مشکل شامل تشخیص سیگنال هدف ضعیف از تداخل قوی است. حذف موثر تداخل نیاز به دانش دقیقی دارد، به عنوان مثال، ماتریس کوواریانس تداخل. بسیاری از الگوریتم‌های تشخیص تطبیقی، مانند آشکارساز معروف وارونگی ماتریس نمونه [11] و آزمون نسبت درست نمایی تعمیم‌یافته کلی [12]، برای به دست آوردن تخمین دقیقی از ماتریس کوواریانس کلاتر به مقدار

زیادی داده آموزشی همگن (ثانویه) نیاز دارند. با این حال، تداخل رادار در دنیای واقعی اغلب غیر همگن است، که مانع از در دسترس بودن داده‌های آموزشی کافی برای تخمین ماتریس کوواریانس می‌شود. می‌توان تشخیص رادار را در چنین سناریوهایی با داده‌های محدود، یعنی فقدان داده‌های آموزشی کافی برای تخمین تداخل، در نظر گرفت. این مشکل را می‌توان با استفاده از یک مدل پارامتری مناسب برای تداخل برطرف کرد. این تحقیق و مقاله به بررسی برخی از پیشرفت‌های اخیر در مورد بهره‌برداری از مدل‌های پارامتری برای تشخیص هدف در سه نوع مختلف از سیستم‌های راداری با داده‌های محدود، به ترتیب رادار آرایه فازی، رادار چند ورودی چند خروجی توزیع‌شده و رادار غیرفعال، می‌پردازد. یک رادار آرایه فازی استاندارد را می‌توان به عنوان یک سیستم تک ورودی چند خروجی در نظر گرفت، که در آن یک شکل موج واحد منتشر می‌شود و سیگنال برگشتی از طریق چندین عنصر آنتن گیرنده جمع‌آوری می‌شود. تکنیک‌های پردازش تطبیقی فضا-زمان، که برای تشخیص تطبیقی هدف در رادار آرایه فازی توسعه یافته‌اند و عمدتاً با فرض همگنی داده‌های آموزشی استفاده می‌شوند، در محیط‌های تداخل غیر ایستا/غیر همگن با آمار ناشناخته، افت عملکرد قابل توجهی نشان داده‌اند [۱۴]. یک راه برای حل مشکل مربوط به ناهمگنی، استفاده از تکنیک‌های انتخاب داده بر اساس معیارهای مبتنی بر دانش یا روش‌های تطبیقی داده است [۱۵]-[۱۷]. استراتژی متفاوت دیگر برای کاهش نیازهای آموزشی در، استفاده از یک مدل مناسب برای کلاتر و بهره‌برداری از مدل پارامتری برای تشخیص هدف است. به طور خاص، مدل‌های چند کاناله در نمایش همبستگی زمانی بین انواع مختلف سیگنال‌های کلاتر بسیار مؤثر بوده‌اند [۱۸]. بنابراین، چندین آشکارساز پارامتری با مدل‌سازی کلاتر به عنوان یک فرآیند که از اطلاعات ساختاری کوواریانس کلاتر بهره‌برداری می‌کند، توسعه داده شدند [۵]-[۱۰]، [۱۹]-[۲۱]. تخمین پارامترهای کلاتر مبتنی بر مدل ارتباط نزدیکی با فیلترینگ وینر چند مرحله‌ای از طریق تکرارهای گرادیان مزدوج دارد که منجر به توسعه چندین آشکارساز پارامتری مبتنی بر تکرارهای گرادیان مزدوج شده است [۲۲]، [۲۳]. رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع‌شده که از چندین آنتن با فاصله زیاد در روزنه ارسال و دریافت استفاده می‌کند، هدف را از جنبه‌های مکانی مختلف روشن می‌کند که این امر امکان افزایش عملکرد را با بهره‌برداری از تنوع مکانی یا هندسی فراهم می‌کند [۲۴]-[۲۷]. با این حال، مشکل ناهمگنی در چنین سیستمی به دلیل پیچیدگی چندایستا، حتی از رادار آرایه فازی نیز بدتر است. به طور خاص، ناهمگنی پارازیت ناشی از دو عامل است، از جمله پراکندگی معکوس انتخابی آزمون پراکنش‌کننده‌های پارازیت مشاهده شده توسط جفت‌های مختلف آنتن ارسال و دریافت (Tx-Rx) و همچنین ساختار کوواریانس پارازیت غیر ثابت در سلول‌های تفکیک‌پذیری [۲۸]. این مسئله را می‌توان با استفاده از مجموعه‌ای از فرآیندهای خودبازگشتی اسکالر مستقل برای مدل‌سازی پارازیت مشاهده شده توسط جفت‌های مختلف Tx-Rx، که ناهمگنی نوع اول را توضیح می‌دهد، مورد بررسی قرار داد [۲۹]، [۳۰]. با مدل‌سازی پارامتری اختلال، نیازی به استفاده از داده‌های آموزشی برد از سلول‌های تفکیک‌پذیری مجاور برای تخمین ماتریس کوواریانس درهم‌ریختگی نیست، که ناهمگنی در سراسر سلول‌های تفکیک‌پذیری در یک همسایگی را نادیده می‌گیرد. رادار غیرفعال به دنبال بهره‌برداری از یک منبع نور فرصت در دسترس، مانند رادیو مدولاسیون فرکانس، تلویزیون و پخش صوتی/تصویری دیجیتال، برای شناسایی و ردیابی اهداف مورد نظر است [۳۱]-[۳۳]. رادار غیرفعال پنهان‌تر است و آلودگی فرکانس رادیویی کمتری را به محیط الکترومغناطیسی وارد می‌کند زیرا به فرستنده نیاز ندارد. با این حال، این امر به دلیل ماهیت غیر مشارکتی سیستم، چالش دیگری را نیز ایجاد می‌کند، زیرا سیگنال ارسالی عموماً در گیرنده ناشناخته است [۳۴]. شکل موج منبع نور فرصت در دسترس ناشناخته را می‌توان به عنوان یک سیگنال قطعی یا یک سیگنال تصادفی در نظر گرفت [۳۵]، [۳۶]. به دلیل کدگذاری، مدولاسیون، شکل‌دهی پالس و اثرات انتشار، شکل موج منبع نور فرصت در دسترس عموماً هم‌بسته است و چنین همبستگی زمانی را می‌توان با مدل‌سازی شکل موج به عنوان یک فرآیند خودبازگشتی برای بهبود عملکرد تشخیص مورد استفاده قرار داد [۳۷]-[۳۹]. در ادامه این تحقیق و مقاله، به تفصیل توضیح داده می‌شود که چگونه می‌توان از مدل‌های خودبازگشتی برای تشخیص پارامتری در رادار آرایه فازی (بخش دوم)، رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع‌شده (بخش سوم) و رادار غیرفعال (بخش چهارم) استفاده کرد. در بخش پنجم، برخی از نکات پایانی ارائه داده شده است.

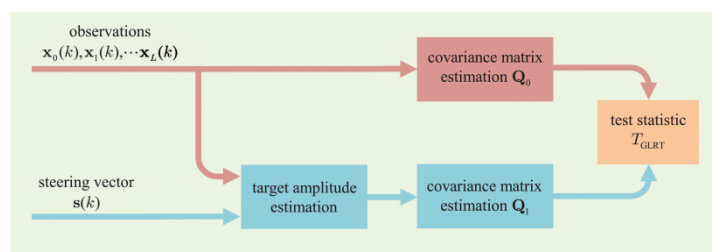


شکل ۱. فرآیند خودبازگشتی (P) کانال l: بردار $l \times 1$; $d_l(k)$ تصویر لحظه ای مکانی از اختلال در بازه l ام و پالس k ام با ضرایب خودبازگشتی است. این فرآیند به صورت مدل سازی $\{A(p)\}_{p=1}^P$ و بردار نویز مکانی $\epsilon_l(k)$ می شود.

2. آشکارسازی پارامتری برای رادار آرایه فازی

یک رادار آرایه فازی را در نظر بگیرید که از آنتن های J برای ارسال مجموعه ای منسجم از پالس ها با فرکانس تکرار پالس ثابت $f_r = \frac{1}{T_r}$ استفاده می کند، که در آن T_r فاصله تکرار پالس (PRI) است. فرکانس حامل فرستنده $f_c = \frac{c}{\lambda}$ است، که در آن c سرعت نور و λ طول موج است. فاصله زمانی که در آن بازده شکل موج جمع آوری می شود، معمولاً به عنوان فاصله پردازش منسجم (CPI) شناخته می شود. طول CPI برابر با KT_r است که در آن K تعداد پالس ها در CPI است. در گیرنده رادار، هر آنتن دارای مبدل کاهنده، فیلتر تطبیق یافته و مبدل آنالوگ به دیجیتال (ADC) مخصوص به خود است. فیلتر تطبیق یافته به طور جداگانه روی بازده های هر پالس انجام می شود و پس از آن سیگنال ها توسط ADC نمونه برداری می شوند تا نمونه های زمان کند و زمان سریع ایجاد شوند [۴۰]. نمونه های زمان کند در تکرار پالس ثابت گرفته می شوند، در حالی که نمونه های زمان سریع با نرخ نمونه برداری تعیین شده توسط پهنای باند شکل موج رادار گرفته می شوند و هر نمونه زمان سریع مربوط به یک بازه برد خاص است. نمونه برداری زمانی آهسته/سریع به همراه نمونه برداری مکانی انجام شده توسط عناصر آنتن منجر به یک مکعب داده می شود. یک مشکل اساسی برای رادار، تشخیص وجود اهداف در هر بازه برد است. فرض کنید $\mathbf{x}_0(k) \in \mathbb{C}^{J \times 1}$ شامل نمونه های مکانی J جمع آوری شده در پالس k ام برای یک بازه برد آزمایشی باشد. مشکل تشخیص هدف، انتخاب بین دو فرضیه در حضور اختلال هم بسته مکانی و زمانی است [۸]:

$$H_0: \mathbf{x}_0(k) = \mathbf{d}_0(k), H_1: \mathbf{x}_0(k) = \alpha s(k) + \mathbf{d}_0(k), \quad k = 0, 1, \dots, K-1 \quad (1)$$



شکل ۲. آشکارساز پارامتری برای رادار آرایه فازی پردازش تطبیقی فضا-زمان.

که در آن $s(k)$ بردار هدایت هدف شناخته شده است که پاسخ سیستم به یک هدف با دامنه واحد است، α دامنه هدف ناشناخته است و $\{d_0(k)\}_{k=0}^{K-1}$ سیگنال‌های اختلال (یعنی کلاتر و نویز) هستند که به طور کلی در فضا و زمان با هم همبستگی دارند. به طور خاص، $s(k)$ به هندسه آرایه بستگی دارد و توسط فرکانس فضایی هدف w_s و فرکانس داپلر نرمال شده w_d پارامتری می‌شود. برای یک آرایه خطی با فاصله یکنواخت (ULA)، عنصر j ام بردار هدایت هدف $s(k)$ با $e^{j2\pi(j-1)w_s} e^{j2\pi(k-1)w_d}$ داده می‌شود. برای آشکارسازهای مبتنی بر آموزش، فرض می‌شود که مجموعه‌ای از سیگنال‌های آموزشی بدون هدف $x_l(n), l = 1, \dots, L$ وجود دارد که اغلب سیگنال‌هایی از بازه‌های برد هستند که نزدیک به بازه برد تست هستند. مسئله تشخیص در (۱) را می‌توان با استفاده از یک رویکرد مبتنی بر ماتریس کوواریانس [۱۱]، [۱۲] یا یک روش پارامتری [۵]-[۹] حل کرد. در اینجا، اطلاعات ساختاری ماتریس کوواریانس اختلال برای بهبود عملکرد تشخیص و کاهش نیاز به آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طور دقیق‌تر، همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است، سیگنال اختلال $\{d_l(k)\}_{l=0}^L$ به عنوان یک فرآیند خودبازگشتی کانال J با معلوم مدل‌سازی می‌شود که در آن $\{A(p)\}_{p=1}^P$ نشان دهنده ماتریس‌های ضریب خودبازگشتی ناشناخته $J \times J$ هستند که باید تخمین زده شوند و $\varepsilon_l(k)$ نشان دهنده بردارهای نویز فضایی $1 \times J$ است که از نظر زمانی سفید اما از نظر فضایی نویز گاوسی رنگی هستند: $\varepsilon_l(k) \sim CN(0, Q)$ ، که در آن Q ماتریس کوواریانس فضایی ناشناخته $J \times J$ است.

$$d_l(k) = -\sum_{p=1}^P A^H(p) d_l(k-p) + \varepsilon_l(k) \quad (2)$$

مدل خودبازگشتی چند کاناله در (۲) برای توسعه آشکارسازهای پارامتری پردازش تطبیقی فضا-زمان در چندین تلاش [۵]-[۸] استفاده شده است. در ادامه، یک آزمون نسبت درست نمایی تعمیم یافته پارامتری [۱۳] را مورد بحث قرار می‌گیرد. ابتدا، آزمون نسبت درست نمایی تعمیم یافته با بیان نسبت درست نمایی به عنوان تابعی از پارامترهای ناشناخته ارزیابی می‌شود: دامنه هدف α ، ماتریس‌های ضریب $\{A(p)\}_{p=1}^P$ و ماتریس کوواریانس فضایی Q . متعاقباً، تابع درست نمایی تحت هر فرضیه به حداکثر می‌رسد تا تخمین‌های حداکثر درست نمایی تخمین‌های حداکثر درست نمایی پارامترهای ناشناخته را به دست دهد، که سپس برای جایگزینی پارامترهای ناشناخته در نسبت درست نمایی و محاسبه آماره‌های آزمون استفاده می‌شوند. نمودار جریان آزمون نسبت درست نمایی تعمیم یافته پارامتری در شکل (۲) نشان داده شده است. تخمین دامنه تحت H_1 به مشکل اصلی تبدیل می‌شود زیرا سایر پارامترها را می‌توان به راحتی پس از در دسترس بودن تخمین α به دست آورد. با این حال، تابع هزینه تخمین‌گر دامنه حداکثر درست نمایی برآوردهای حداکثر احتمال بسیار غیرخطی است. جستجوهای تکراری مانند نیوتن معمولاً برای یافتن برآوردهای حداکثر احتمال دامنه استفاده می‌شوند. یک تخمین‌گر زیربهینه اما از نظر محاسباتی کارآمدتر، که به عنوان تخمین‌گر مجانبی حداکثر درست نمایی مجانبی شناخته می‌شود، می‌تواند

برای ساخت یک آزمون نسبت درست نمایی تعمیم یافته پارامتری ساده شده مورد استفاده قرار گیرد. می توان نشان داد که با مدل سازی پارامتری خودبازگشتی از اختلال، آزمون نسبت درست نمایی تعمیم یافته پارامتری به نسبتی از عوامل تعیین کننده تخمین های حداکثر احتمال از ماتریس های کوواریانس فضایی تحت دو فرضیه کاهش می یابد [۸]:

$$T_{GLRT} = \frac{|\hat{Q}_0| > H_1}{|\hat{Q}_1| < H_0} \gamma_{GLRT} \quad (3)$$

که در آن γ_{GLRT} نشان دهنده آستانه آزمون برای برآورده کردن احتمال از پیش تعیین شده هشدار اشتباه است، $\hat{Q}_0$ و $\hat{Q}_1$ به ترتیب تخمین های حداکثر درست نمایی های ماتریس کوواریانس فضایی Q تحت فرضیه های صفر و جایگزین هستند. برای نشان دادن مزیت مدل سازی پارامتری در مسئله تشخیص؛ پردازش تطبیقی فضا-زمان نتایج آزمایش را با استفاده از داده های کسپر [41] و اندازه گیری رادار هوایی چند کاناله [42] ارائه می شود. این به مهندسان امکان می دهد تا تأثیر عدم تطابق بین فرض مدل خودبازگشتی و اختلال واقعی را ارزیابی کنند.

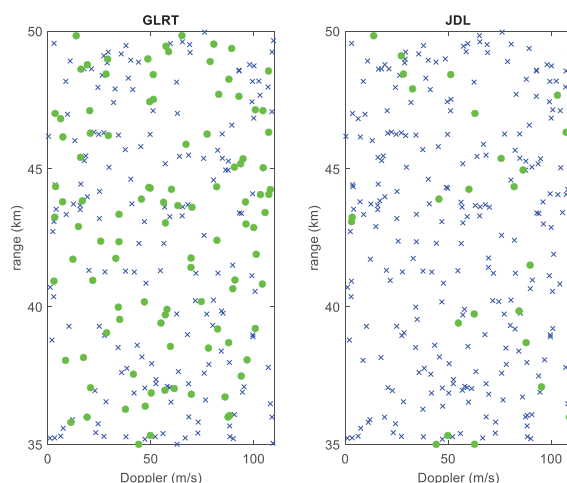
۲.۱. مجموعه داده های کسپر

مجموعه داده های کسپر ۲۰۰۲ شامل بسیاری از اثرات دنیای واقعی از جمله زمین ناهمگن، خطاهای آرایه و اهداف زمینی متراکم است. رادار هوایی شبیه سازی شده در ارتفاع ۳۰۰۰ متری و سرعت ۱۰۰ متر بر ثانیه پرواز می کرد و با زاویه خرنج ۳ درجه به سمت شرق حرکت می کرد. این رادار با فرکانس ۱۲۴۰ مگاهرتز و توان اوج ۱۵ کیلووات کار می کرد. ۱۱ عنصر آرایه آنتن مجازی با فاصله کمی کمتر از نصف طول موج از یکدیگر در ۰.۱۰۹۲ متر (فاصله نصف طول موج ۰.۹۰۲۸) قرار داشتند و آرایه ارسال به طور یکنواخت در بعد افقی وزن دهی شده و فازبندی شده است تا پرتو اصلی را به ۱۹۵ درجه هدایت کند. PRF برابر با ۱۹۸۴ هرتز بود و CPI شامل ۳۲ پالس است. مجموعه داده های کاسپر یک محیط هدف متراکم را شبیه سازی می کند. اهداف موجود در پرتو اصلی رادار در محدوده مورد نظر، از اهمیت ویژه ای برخوردارند. در مجموع، ۲۶۸ هدف در فاصله برد بین ۳۵ کیلومتر و ۵۰ کیلومتر وجود دارد. آشکارساز پارامتری GLRT را بر روی داده های کسپر مورد نظر اعمال می شود و آمار تست با توجه به فرکانس داپلر و سلول های برد محاسبه می شوند. برای مقایسه با سایر تکنیک ها، تعداد تشخیص ها را در حین تنظیم آستانه با محدودیت تعداد هشدارهای کاذب شمارش می کنیم. به دلیل لوب های فرعی برد/داپلر ناشی از فشرده سازی پالس و فیلتر داپلر، معمولاً یک هدف در محدوده های داپلر برد نزدیک پخش می شود. به همین دلیل، یک روش استاندارد برای یک رادار این است که تشخیص های هدف را به گونه ای خوشه بندی کند که یک تشخیص در یک سلول داپلر برد مشخص با هدفی که در یک سلول برد یا محدوده داپلر مجاور قرار دارد، مرتبط باشد. برای نتایج گزارش شده در اینجا، در این مقاله سلول های ± 1 را در محدوده و باندهای ± 1 را در داپلر برای همه طرح های پردازش خوشه بندی می شود. هنگامی که یک تشخیص را در منطقه آن اعلام می کنیم، مقدار تست مربوطه از آمار تست اصلی حذف می شود تا از شمارش بیش از حد جلوگیری شود. برای اهداف مقایسه ای، تکنیک محلی سازی دامنه مشترک (JDL) [43]، [44] با ناحیه پردازش محلی 3×3 (LPR) بر روی مجموعه داده های کسپر اعمال شده است. ۶۴ باند فرکانس داپلر وجود دارد و دو سلول محافظ در هر طرف سلول محدوده آزمایش استفاده می شود. تعداد هشدارهای کاذب N_{fa} به ۱۰ محدود شده است. برای بهبود عملکرد تشخیص، داده های آموزشی را با استفاده از تکنیک مرتب سازی توان نوآوری (IPS) [45] محدود می کنیم. هنگامی که $L=22$ ؛ $J=11$ و $P=2$ باشد، نقشه های تشخیص برای GLRT

پارامتری و JDL در شکل ۳ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که GLRT پارامتری می‌تواند ۱۰۲ هدف را تشخیص دهد در حالی که JDL می‌تواند ۲۵ هدف را تشخیص دهد.

۲.۲. مجموعه داده‌های اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله

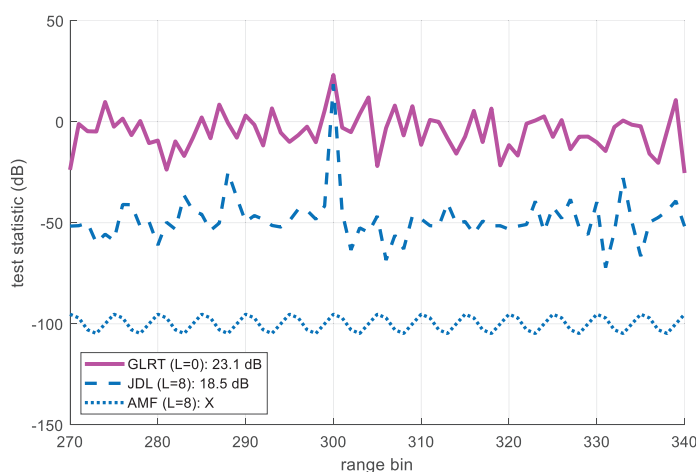
در این بخش، مجموعه داده‌های اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله که از یک آزمایش هوایی چند کاناله در دنیای واقعی به دست آمده و شامل پارازیت در مناطق مختلف از جمله کوهستانی، روستایی، شهری و سطح مشترک زمین/دریا است، مورد بررسی قرار می‌گیرد. داده‌های اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله از یک پلتفرم هوایی BAC 1-11 که در باند L کار می‌کند، جمع‌آوری شده است. آرایه اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله دارای ۱۶ ستون است و هر ستون از دو زیر آرایه چهار عنصری تشکیل شده است. هر زیر آرایه خروجی خاص خود را دارد یا در یک خروجی واحد در هر ستون با حداکثر ۲۴ خروجی برای آرایه ترکیب می‌شود. از آنجایی که ماتریس کوواریانس فضای مشترک واقعی مجموعه داده‌های اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله در دسترس نیست، یک معیار توان، به نام SINR ورودی (در هر پالس، در هر کانال)، اتخاذ شده و از داده‌ها محاسبه خواهد شد. این معیار به صورت $SINR = \frac{|\alpha|^2}{\sigma_d^2}$ تعریف می‌شود، که در آن α دامنه هدف و σ_d^2 نشان دهنده واریانس (توان) هر عنصر از بردار اختلال در هر لحظه زمانی است. پایگاه داده اندازه‌گیری رادار هوایی چند کاناله، به ویژه پایگاه داده اکتساب $rd050575$ ، به طور گسترده برای ارزیابی عملکرد رویکرد پارامتری GLRT استفاده شده است. برای آزمایش پتانسیل عملکرد تشخیص، یک هدف مصنوعی با SINR ۳۰- دسی‌بل در بازه ۲۹۵ تزیق می‌شود. توان اختلال σ_d^2 به عنوان یک میانگین پنج بازه‌ای متمرکز بر بازه محدودی که هدف در آن قرار دارد، تخمین زده می‌شود. مقادیر مرتبه مدل ۱ و ۲ و ۳ و $P = 4$ برای هر آزمایش پارامتری ارزیابی شدند و مدل با بهترین عملکرد انتخاب شد. معیار انتخاب، تفاوت بین مقدار پیک هدف و بالاترین مقدار پیک غیر هدف است. بارگذاری مورب ۴۰ دسی‌بل برای آشکارساز فیلتر تطبیقی تطبیقی [46] (AMF) اعمال می‌شود. شکل ۴ آماره‌های تست را برای سه آشکارساز مورد نظر نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که GLRT پارامتری می‌تواند هدف را با بهره ۲۳ دسی‌بل حتی بدون آموزش ($L = 0$) تشخیص دهد، در حالی که JDL با سیگنال‌های آموزشی $L = 8$ ، بهره ۱۸٫۵ دسی‌بل دارد، اما AMF با $L = 8$ قادر به اعلام تشخیص نیست.



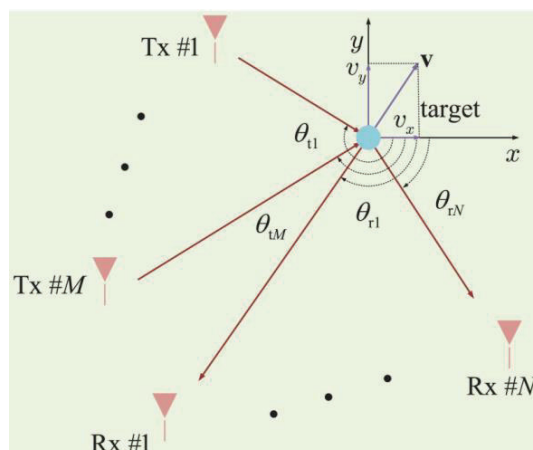
شکل ۳. نقشه های تشخیص: (a) GLRT پارامتری؛ و (b) آشکارساز JDL برای مجموعه داده کسپر. اهداف واقعی با علامت ضربدر آبی نمایش داده شده اند و تشخیص ها (سلول های داپلر با آماره های آزمون فراتر از آستانه تشخیص) با نقطه های سبز رنگ نشان داده شده اند.

۳. تشخیص پارامتری برای رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده

مشاهده اهداف در بخش های زاویه ای وسیع با رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده مزایای زیادی برای پردازش داپلر و تشخیص هدف متحرک (MTD) ارائه می دهد [۲۴]. در مقایسه با رادارهای سنتی تک ایستا یا دو ایستا، رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده به ویژه زمانی مفید است که تشخیص اهداف از شلوغی پس زمینه با یک مسیر روشنایی واحد دشوار باشد، یعنی اهدافی با سرعت شعاعی کم یا سرعت کور [۴۷]. علاوه بر این، پردازش مشترک سیگنال های دریافتی در رادار چند-ورودی/چند-خروجی بهبود عملکرد بیشتری را در مقایسه با رادار چندایستا فراهم می کند، که در اینجا به موردی اشاره دارد که هر گیرنده تخمین داپلر خود را انجام می دهد.



شکل ۴. آمار تست آشکارسازها برای مجموعه داده اندازه گیری رادار هوایی چند کاناله با $J = 4$ کانال فضایی؛ $K = 128$ پالس؛ و بدون $L = 0$ یا با داده های آموزشی محدود $L = 8$.



شکل ۵. پیکربندی رادار توزیع شده چند-ورودی/چند-خروجی برای تشخیص هدف متحرک.

تشخیص یک هدف متحرک با استفاده از یک رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده [۲۴]-[۲۶]، [۲۹] را در نظر بگیرید. بدون از دست دادن کلیت، فرض کنید یک هدف متحرک با سرعت $\mathbf{v} \triangleq (v_x, v_y)$ در همان صفحه دوبعدی عناصر آنتن فرستنده و گیرنده سیستم رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده قرار دارد. تکنیک‌های مورد بحث در ادامه را می‌توان به راحتی به حالت سه‌بعدی [۲۹] تعمیم داد. فرض می‌شود آنتن‌های فرستنده و گیرنده روی سکوها ثابت قرار دارند. هندسه نسبی این چیدمان در شکل ۵ نشان داده شده است. فرض کنید هدف توسط M آنتن فرستنده با زاویه‌های روشنایی $\theta_{tm}, m = 1, \dots, M$ روشن شود. سیگنال‌های پراکنده شده توسط هدف توسط N آنتن گیرنده که در مکان‌هایی با جهت $\theta_{rn}, n = 1, \dots, N$ قرار گرفته‌اند، جمع‌آوری می‌شوند. با توجه به M فرستنده و N گیرنده، مسیر MN Tx-Rx وجود دارد که منجر به MN ظاهر فضایی متفاوت از سلول تفکیک‌پذیری تحت آزمایش می‌شود. برای بهره‌برداری از تنوع مکانی هدف برای تشخیص، فرض می‌شود که شکل موج‌های ارسالی M برای سهولت جداسازی در گیرنده، متعامد هستند. در اینجا از همان رویکردی که در رادارهای داپلر استاندارد که از انتقال پالسی استفاده می‌کنند، استفاده می‌شود، استفاده می‌شود [۴۰]. هر فرستنده در سیستم رادار، K چند-ورودی/چند-خروجی پالس تناوبی متوالی ارسال می‌کند، یعنی K تکرار از یک شکل موج متعامد بر روی یک. CPI هر گیرنده از یک بانک از M فیلتر منطبق مربوط به M شکل موج متعامد استفاده می‌کند. خروجی فیلتر منطبق در فاصله تکرار پالس (PRI) از طریق نمونه‌برداری زمان-کوتاه نمونه‌برداری می‌شود. یک بردار $\mathbf{x}_{mn} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ شامل K نمونه از خروجی فیلتر منطبق درون یک (CPI) در گیرنده m منطبق با شکل موج ارسالی از فرستنده m است. سپس مسئله تشخیص، آزمایش وجود هدف متحرک در سلول مورد نظر با استفاده از مشاهدات $\{\mathbf{x}_{mn}\}$ است. به طور خاص، مسئله تشخیص هدف شامل انتخاب بین دو فرضیه زیر است [۲۹]:

$$H_0: \mathbf{x}_{mn} = \mathbf{d}_{mn}, H_1: \mathbf{x}_{mn} = \alpha_{mn} \mathbf{s}(f_{mn}) + \mathbf{d}_{mn}, n = 1, \dots, N; m = 1, \dots, M, \quad (4)$$

که در آن α_{mn} نشان دهنده دامنه سیگنال ناشناخته مرتبط با جفت (n, m) Tx-Rx و $\mathbf{d}_{mn}$ اجزای پارازیت و نویز است. با آنتن‌های با فاصله زیاد، دامنه α_{mn} به دلیل پراکندگی انتخابی آزمون [۲۴] به طور قابل توجهی با زاویه دید تغییر می‌کند. بنابراین، $\{\alpha_{mn}\}$ که برای جفت‌های مختلف Tx-Rx متفاوت هستند، به عنوان پارامترهای ناشناخته قطعی مدل‌سازی می‌شوند. علاوه بر این، $\mathbf{d}_{mn}$ سیگنال اختلالی

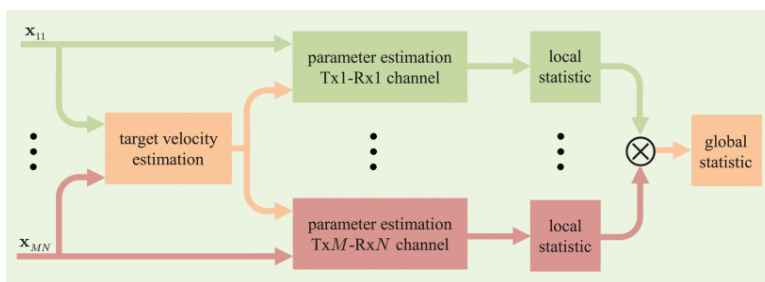
است که پارازیت و نویز را ادغام می‌کند. علاوه بر این، $s(f_{mn})$ یک بردار هدایت $1 \times K$ با عنصر k ام داده شده توسط $e^{-j2\pi(k-1)f_{mn}}$ است، که در آن f_{mn} نشان دهنده فرکانس داپلر نرمال شده است به طوری که (شکل ۵ را ببینید).

$$f_{mn} = \frac{T_r}{\lambda} [v_x(\cos\theta_{tm} + \cos\theta_{tn}) + v_y(\sin\theta_{tm} + \sin\theta_{tn})], \quad (5)$$

که در آن T_r نشان دهنده PRI است. فرض می‌شود که هدف متحرک در میدان دور قرار دارد به طوری که جابجایی داپلر نسبت به آنتن‌ها در CPI ثابت است. با توجه به پیکربندی چند استاتیک ذاتی در رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع‌شده، می‌توان سیگنال‌های اختلال از جفت‌های مختلف Tx-Rx را به عنوان غیر همگن در نظر گرفت [۴۸]، [۴۹]. به منظور در نظر گرفتن اختلال غیر همگن، می‌توان مجموعه‌ای از MN فرآیندهای خودبازگشتی مختلف را برای مدل‌سازی سیگنال اختلال مشاهده شده توسط جفت‌های مختلف Tx-Rx به کار برد. این فرآیندهای خودبازگشتی مستقل قادر به مدل‌سازی تغییرات در ساختار کلاتر و سطح توان در زوایای مختلف مشاهده کاوشگر در رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع‌شده هستند [۲۹]. به طور خاص، نمونه زمان آهسته k ام اختلال برای جفت (m, n) ام Tx-Rx یعنی $d_{mn}(k)$ به عنوان یک فرآیند خودبازگشتی اسکالر با مرتبه مدل P_{mn} مدل‌سازی می‌شود:

$$d_{mn}(k) = -\sum_{p=1}^{P_{mn}} a_{mn}(p)d_{mn}(k-p) + \varepsilon_{mn}(k), \quad (6)$$

که در آن $a_{mn}(p)$ نشان دهنده ضریب خودبازگشتی p امین و $\varepsilon_{mn}(k) \sim CN(0, \sigma_{mn}^2)$ نویز محرک میانگین صفر با واریانس σ_{mn}^2 است.



شکل ۶. آشکارساز پارامتری برای رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده.

برای آزمایش وجود یک هدف در یک سلول تفکیک‌پذیری، می‌توان با استفاده از مدل خودبازگشتی فوق، یک راه‌حل تشخیص پارامتری ایجاد کرد، به عنوان مثال، یک آشکارساز پارامتری که تابع درست‌نمایی را تحت هر دو فرضیه در (۴) بر روی پارامترهای ناشناخته شامل دامنه‌های هدف α_{mn} ، سرعت‌های v_x و v_y ، واریانس نویز محرک σ_{mn}^2 و ضرایب خودبازگشتی $\{a_{mn}(p)\}_{p=1}^{P_{mn}}$ به حداکثر

می‌رساند. توجه داشته باشید که MLE سرعت هدف نیاز به یک بهینه‌سازی دوبعدی دارد که می‌تواند از طریق رویکردهای عددی حل شود [۲۵]. سپس پارامترهای دیگر را می‌توان از طریق حداقل مربعات به دست آورد. در نهایت، آشکارساز پارامتری GLRT برای رادار چند-ورودی/چند-خروجی، که به عنوان چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT شناخته می‌شود، می‌تواند با جایگزینی تمام تخمین‌های پارامتر در نسبت درست نمایی به دست آید. می‌توان نشان داد که آشکارساز، تشخیص زیرفضای تطبیقی محلی، ترکیب غیر منسجم با استفاده از متغیرهای تصمیم‌گیری محلی و مقایسه آستانه سراسری را انجام می‌دهد، همانطور که در شکل ۶ نشان داده شده است [۲۹]. به طور خاص، یک آماره آزمون در هر حسگر با تصویرسازی تطبیقی سیگنال آزمون $\mathbf{x}_{mn}$ در دو زیرفضای مجزا و سپس محاسبه انرژی هر دو سیگنال آزمون تصویرسازی شده محاسبه می‌شود. آماره کل که از طریق ترکیب غیر منسجم آماره آزمون محاسبه شده در هر حسگر به دست می‌آید، با آستانه کلی مقایسه می‌شود. دو زیرفضای مجزا، مکمل متعامد یک ماتریس داده رگرسیون هستند که با استفاده از سیگنال بازگشتی در یک CPI تحت فرضیه H_1 و فرضیه جایگزین، به ترتیب، تشکیل شده‌اند.

آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT به هیچ داده آموزشی نیاز ندارد. برای مقایسه، می‌توان همچنین دو آشکارساز مبتنی بر ماتریس کوواریانس مرسوم را در نظر گرفت که هر دو به آموزش وابسته هستند. آشکارساز اول، آشکارساز مبتنی بر ماتریس کوواریانس نمونه (SCM) است [۲۴]. این روش برای تشکیل یک ماتریس کوواریانس اختلال جفتی، به L سیگنال آموزشی همگن برای هر جفت فرستنده-گیرنده نیاز دارد:

$$\hat{\mathbf{C}}_{mn} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{x}_{mn,l} \mathbf{x}_{mn,l}^H \quad (7)$$

که در آن $\mathbf{x}_{mn,l} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ نشان دهنده سیگنال آموزشی $\mathbf{a}_m$ برای جفت (m, n) است. ماتریس کوواریانس $\hat{\mathbf{C}}_{mn}$ برای سفید کردن مشاهده $\mathbf{x}_{mn}$ قبل از همبستگی متقاطع آن با بردار هدایت داپلر $\mathbf{s}(f_{mn})$ استفاده می‌شود. برای اطمینان از اینکه ماتریس کوواریانس نمونه رتبه کامل دارد، سیگنال‌های آموزشی با محدوده $L > K$ برای هر جفت ارسال و دریافت مورد نیاز است. به طور کلی، برای عملکرد قابل قبول، سیگنال‌های آموزشی $L = 2K$ مورد نیاز است. به این ترتیب، آشکارساز SCM در مجموع به حداقل 2KMN سیگنال آموزشی نیاز دارد که انجام آن در یک محیط غیر همگن ممکن است دشوار باشد. آشکارساز دوم، آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی مقاوم [۲۶] است که از یک مدل گاوسی مرکب برای هر دو سیگنال تست و آموزش در جفت‌های مختلف Tx-Rx برای رسیدگی به آموزش غیر همگن استفاده می‌کند. آشکارساز از یک تخمین نقطه ثابت (FPE) از ماتریس کوواریانس بر اساس معادله زیر استفاده می‌کند:

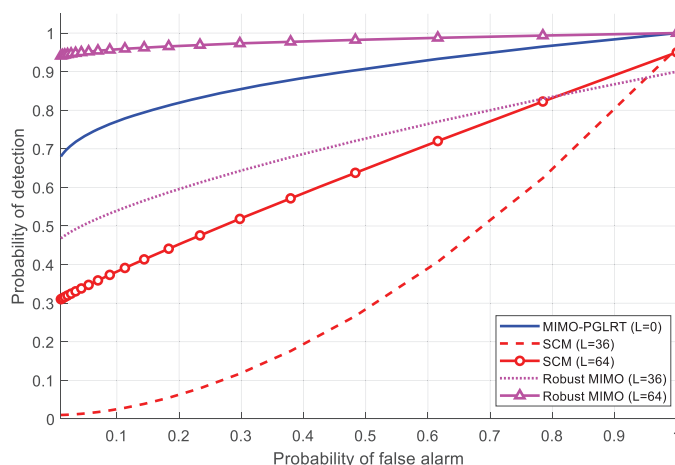
$$\hat{\mathbf{C}}_{mn} = \frac{K}{L} \sum_{l=1}^L \frac{\mathbf{x}_{mn,l} \mathbf{x}_{mn,l}^H}{\mathbf{x}_{mn,l}^H \hat{\mathbf{M}}_{mn}^{-1} \mathbf{x}_{mn,l}} \quad (8)$$

جدول ۱. پارامترهای مورد استفاده در شبیه سازی های رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع شده.

M -35	N -34	f_c -33	K -32	T_r -31	$\sigma_{a_{mn}}^2$ -30	P_m -29	v -28
						n	

۲-۴۳	۲-۴۲	۱-۴۱	۳-۴۰	۲-۳۹	۱-۳۸	۳-۳۷	۱۰۸-۳۶
		گیگاهرتز	۲	میل			کیلومتر
				ی			تر
				ثانی			ساعت
				ه			

که می‌توان آن را با رویکردهای تکراری حل کرد [۲۶]. چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT پارامتری، SCM مبتنی بر ماتریس کوواریانس و آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی مقاوم با یکدیگر مقایسه می‌شوند. منحنی‌های مشخصه عملکرد گیرنده (ROC) برای سه آشکارساز در شکل ۷ نشان داده شده است، که در آن MIMO-PGLRT پارامتری از هیچ آموزشی استفاده نمی‌کند ($L = 0$)، در حالی که دو اندازه آموزشی ($L = 36$ و $L = 64$) برای آشکارسازهای SCM و چند-ورودی/چند-خروجی مقاوم در نظر گرفته شده است. نتایج زمانی به دست می‌آیند که سیگنال‌های اختلال با تنظیمات مختلف توان کلاتر و سرعت ریشه میانگین مربعات پراکنده‌کننده (RMS) برای جفت‌های مختلف Tx-Rx تولید شوند. این مدل کلی کلاتر [۲۵]، [۴۸]، که به طور گسترده برای مدل‌سازی ویژگی‌های داپلر کلاتر استفاده شده است و یک فرآیند خودبازگشتی نیست، برای ارزیابی عملکرد چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT با عدم تطابق مدل به کار گرفته شده است. پارامترهای مورد استفاده در شبیه‌سازی در جدول ۱ فهرست شده‌اند. نسبت کلاتر به نویز ۳۰ دسی‌بل و نسبت سیگنال به تداخل به علاوه نویز (SINR) ۲۰ دسی‌بل است. سرعت هدف ۱۰۸ کیلومتر بر ساعت است و جهت حرکت به طور تصادفی و یکنواخت در محدوده $[-180^\circ; 180^\circ]$ برای هر آزمایش شبیه‌سازی انتخاب شده است. دامنه‌های هدف نوسانی α_{mn} به عنوان متغیرهای تصادفی گاوسی مختلط با میانگین و واریانس صفر $\sigma_{\alpha_{mn}}^2$ تولید می‌شوند. دو فرستنده در 0° و 65° نسبت به هدف و دو گیرنده در 30° و 40° وجود دارد. مقادیر توان کلاتر و RMS سرعت‌های پراکنده‌ساز به ترتیب به صورت $[1; 2; 0.8; 1.5]$ و $[0.8; 1.5; 2; 0.8]$ متر بر ثانیه برای چهار جفت فرستنده-گیرنده انتخاب شده‌اند. توجه داشته باشید که ضرایب خودبازگشتی که برای جفت‌های مختلف Tx-Rx تخمین زده می‌شوند، همچنان متفاوت هستند زیرا اختلال در جفت‌های Tx-Rx ناهمگن است.

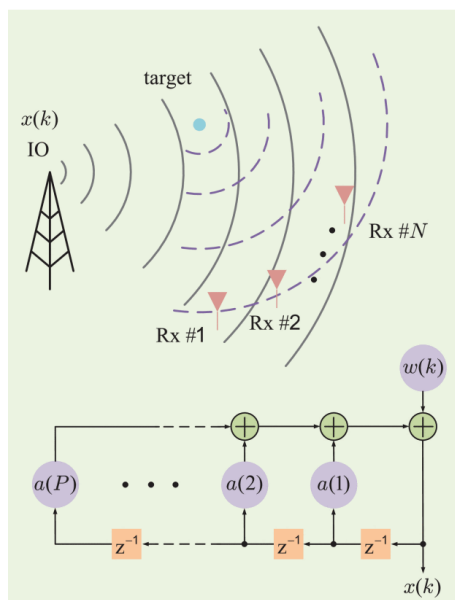


شکل ۷. منحنی‌های مشخصه عملکرد گیرنده برای آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT و آشکارساز SCM و آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی مقاوم در کلاتر با آنتن 2×2 : $K = 32$ پالس و داده‌های آموزشی $36; 64$: L .

شکل ۷ نشان می‌دهد که آشکارسازهای مبتنی بر ماتریس کوواریانس از اندازه آموزش بزرگتر به طور قابل توجهی سود می‌برند. به طور خاص، هنگامی که $L = 2K = 64$ باشد، آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی قوی با $L = 0$ از چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT بهتر عمل می‌کند، در حالی که فاصله بین SCM و چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT به طور قابل توجهی کمتر است. نتایج شبیه‌سازی همچنین مزیت آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT را که از هیچ سیگنال آموزشی استفاده نمی‌کند، نسبت به آشکارسازهای مبتنی بر ماتریس کوواریانس، هنگامی که دومی با سیگنال‌های آموزشی محدود $L = 36$ تغذیه می‌شوند، نشان می‌دهد. به طور خاص، آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی قوی در مقایسه با آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT افت عملکرد متوسطی را نشان می‌دهد، در حالی که آشکارساز SCM قادر به تولید تشخیص نیست. مزیت آشکارساز چند-ورودی/چند-خروجی PGLRT از مجموعه مدل‌های خودبازگشتی اسکالر ناشی می‌شود که تغییرات درهم‌ریختگی غیر همگن را از سلولی به سلول دیگر در نظر می‌گیرند. لازم به ذکر است که آشکارسازهای مبتنی بر ماتریس کوواریانس اغلب برای رسیدن به عملکرد تشخیص خوب به سیگنال‌های آموزشی همگن $L \geq 2K$ نیاز دارند [۱۲].

۴. تشخیص پارامتری برای رادار غیرفعال

رادار غیرفعال از روشنگرهای فرصت (IO) غیر مشارکتی برای شناسایی و ردیابی اهداف مورد نظر بدون نیاز به فرستنده اختصاصی استفاده می‌کند. اگرچه رادار غیرفعال مزایای پنهان‌کاری و انعطاف‌پذیری در استقرار را دارد، اما حسگری غیرفعال نسبت به بخش فعال آن چالش‌برانگیزتر است زیرا سیگنال ارسالی عموماً در گیرنده‌ها ناشناخته است. تلاش‌های تحقیقاتی متعددی برای پرداختن به مشکل تشخیص هدف در رادار چندایستای غیرفعال آغاز شده است [۳۲]، [۳۳]، [۳۷].



شکل ۸. پیکربندی یک سیستم رادار چندایستایی غیرفعال.

یک سیستم رادار غیرفعال چندایستا را در نظر بگیرید که شامل N گیرنده ثابت با پراکندگی جغرافیایی و یک فرستنده ثابت غیر مشارکتی واقع در صفحه‌ای است که شامل یک هدف متحرک نیز می‌باشد [۳۷]. شکل موج $x(t)$ که توسط IO ارسال می‌شود به هدف برخورد کرده و در گیرنده‌ها خاتمه می‌یابد و یک سیگنال هدف با تأخیر دواایستا t_n و فرکانس داپلر f_n در گیرنده n ام تشکیل می‌دهد. علاوه بر پژواک هدف، تداخل مسیر مستقیم نیز از IO به گیرنده n ام با تأخیر انتشار d_n وجود دارد. فرض می‌کنیم که هرگونه انتشار مسیر مستقیم به عنوان تداخل در نظر گرفته می‌شود. در نتیجه، سیستم از آنتن مرجعی که به سمت IO اشاره می‌کند برای جمع‌آوری سیگنال مرجع IO استفاده نمی‌کند. شکل ۸ تصویری از چیدمان را ارائه می‌دهد. خطوط چین نشان دهنده بازتاب از هدف و خطوط ممتد نشان دهنده انتقال از منبع IO هستند. از آنجایی که مکان IO معمولاً در هر گیرنده مشخص است، تأخیر القایی مسیر مستقیم d_n را می‌توان با تأخیر مسیر هدف t_n جبران کرد، که $t_n - d_n \triangleq \tau_n$ را می‌دهد، که در آن τ_n نشان دهنده اختلاف تأخیر انتشار بین مسیر هدف و مسیر مستقیم در گیرنده n ام است. برای سادگی، فرض می‌کنیم سیستم یک‌ه در آن β_n ضریب مقیاس‌بندی است که شامل تضعیف آنتن و اثرات انتشار کانال از گیرنده ورودی به گیرنده n ام می‌شود، $\tilde{n}_n(t)$ شامل پارازیت و نویز در کانال n ام است و α_n ضریب مقیاس‌بندی است که بازتاب هدف را در نظر می‌گیرد. به طور خاص، α_n سطح مقطع راداری هدف (RCS)، بهره آنتن و اثرات انتشار کانال از گیرنده ورودی به هدف و سپس از هدف به گیرنده n ام را در یک جا جمع می‌کند. شکل موج IO $x(t)$ مدت زمان T_t ثانیه دارد، به عنوان مثال، به دلیل ارسال‌های فریم‌بندی شده توسط گیرنده ورودی، که در این صورت T_t مدت زمان فریم را نشان می‌دهد. در انتهای گیرنده، پنجره مشاهده T_o به گونه‌ای انتخاب می‌شود که $T_o \geq T_t + \tau_{\max}$ باشد، که در آن $\tau_{\max}$ نشان دهنده حداکثر اختلاف تأخیر قابل تحمل است. فرض کنید شکل موج ارسالی پهنای باند B داشته باشد. سپس، سیگنال دریافتی در هر کانال با فرکانس $f_s \geq 2(B + f_{\max})$ نمونه‌برداری می‌شود، که در آن $f_{\max}$ حداکثر فرکانس داپلر هدف است که برای تشخیص توسط سیستم غیرفعال طراحی شده است. K نمونه از سیگنال مشاهده شده به صورت متوالی در یک بردار $K \times 1$ با $K = \left\lfloor \frac{T_o}{T_s} \right\rfloor$ سازماندهی می‌شوند، که در آن $T_s = 1/f_s$ نشان دهنده فاصله نمونه‌برداری است. فرض کنید $y_n \in C^{K \times 1}$ نشان دهنده سیگنال باند پایه پیچیده نمونه‌برداری شده در گیرنده n ام باشد، مسئله تشخیص هدف، انتخاب بین دو فرضیه زیر است: یک سیستم رادار غیرفعال ثابت است (گیرنده‌های رادار روی سکوها ثابت قرار می‌گیرند)، که در آن پارازیت در یک مرحله پیش فیلترینگ فیلتر شده است.

با توجه به مباحث فوق، سیگنال جبران تأخیر مشاهده شده در گیرنده n ام به صورت زیر است:

$$y_n(t) = \beta_n x(t) + \alpha_n x(t - \tau_n) e^{j2\pi f_n t} + \tilde{n}_n(t), \quad (9)$$

که در آن β_n ضریب مقیاس‌بندی است که شامل تضعیف آنتن و اثرات انتشار کانال از گیرنده ورودی به گیرنده n ام می‌شود، $\tilde{n}_n(t)$ شامل پارازیت و نویز در کانال n ام است و α_n ضریب مقیاس‌بندی است که بازتاب هدف را در نظر می‌گیرد. به طور خاص، α_n سطح مقطع راداری هدف (RCS)، بهره آنتن و اثرات انتشار کانال از گیرنده ورودی به هدف و سپس از هدف به گیرنده n ام را در یک جا جمع می‌کند. شکل موج ورودی-خروجی (IO) $x(t)$ مدت زمان T_t ثانیه دارد، به عنوان مثال، به دلیل ارسال‌های فریم‌بندی شده توسط گیرنده ورودی، که در این صورت T_t مدت زمان فریم را نشان می‌دهد. در انتهای گیرنده، پنجره مشاهده T_o به گونه‌ای انتخاب می‌شود که $T_o \geq T_t + \tau_{\max}$ باشد، که در آن $\tau_{\max}$ نشان دهنده حداکثر اختلاف تأخیر قابل تحمل است. فرض کنید شکل موج ارسالی پهنای باند B داشته باشد. سپس، سیگنال دریافتی در هر کانال با فرکانس $f_s \geq 2(B + f_{\max})$ نمونه‌برداری می‌شود، که در آن $f_{\max}$ حداکثر فرکانس داپلر هدف است که برای تشخیص توسط سیستم غیرفعال طراحی شده است. K نمونه از سیگنال مشاهده شده به صورت متوالی در یک

بردار $1 \times K$ با $K = \left\lceil \frac{T_0}{T_s} \right\rceil$ سازماندهی می‌شوند، که در آن $T_s = 1/f_s$ نشان‌دهنده فاصله نمونه‌برداری است. فرض کنید $\mathbf{y}_n \in C^{K \times 1}$ نشان‌دهنده سیگنال باند پایه پیچیده نمونه‌برداری شده در گیرنده n ام باشد، مسئله تشخیص هدف، انتخاب بین دو فرضیه زیر است:

$$H_0: \mathbf{y}_n = \beta_n \mathbf{x} + \mathbf{n}_n, \quad H_1: \mathbf{y}_n = \beta_n \mathbf{x} + \alpha_n D(\tau_n, f_n) \mathbf{x} + \mathbf{n}_n, \quad n = 1, \dots, N, \quad (10)$$

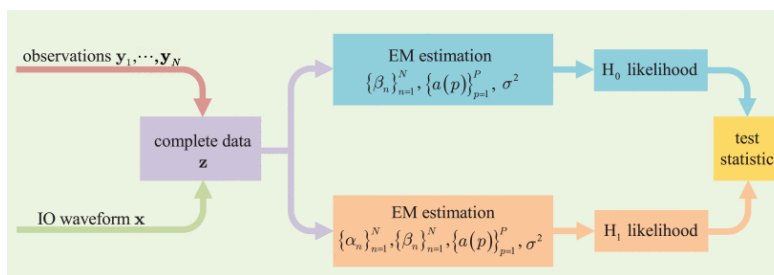
که در آن $\mathbf{x} \in C^{K \times 1}$ شامل نمونه‌های گسسته $x(t)$ است؛ $D(\tau_n, f_n)$ عملگر داپلر تأخیری است که تأخیر و جابجایی‌های داپلر اعمال شده به سیگنال IO را هنگام انتشار به گیرنده n ام در امتداد مسیر هدف محاسبه می‌کند؛ $\mathbf{n}_n \in C^{K \times 1}$ بردار نویز است. توجه داشته باشید که وقتی در $D(\tau_n, f_n)$ ضرب می‌شود، سیگنال $\mathbf{x}$ ابتدا به حوزه فرکانس تبدیل شده و سپس به دلیل تأخیر حوزه زمان τ_n ، فاز آن (در حوزه فرکانس) تغییر می‌کند. سپس، سیگنال تغییر یافته با تأخیر را به حوزه زمان برمی‌گرداند و یک جابجایی فاز (در حوزه زمان) ناشی از فرکانس داپلر f_n اعمال می‌کند. ماهیت غیر مشارکتی حسگری غیرفعال، یعنی شکل موج ورودی-خروجی (IO) عموماً ناشناخته است، در مقایسه با هم‌تای فعال خود، چالش دیگری را در حل مسئله تشخیص غیرفعال در (۱۰) ایجاد می‌کند. شکل موج IO را می‌توان به عنوان یک بردار مجهول قطعی برای توسعه راه‌حل‌ها در نظر گرفت، به عنوان مثال، آشکارساز انرژی (ED) و آشکارساز همبستگی متعارف تعمیم‌یافته GCC [32]. با این حال، تعداد مجهول‌هایی که باید در چنین آشکارسازهایی تخمین زده شوند با تعداد مشاهدات افزایش می‌یابد. روش دیگر برای جلوگیری از چنین عیبی، مدل‌سازی شکل موج IO به عنوان یک فرآیند تصادفی همبسته با عنصر با همبستگی زمانی ناشناخته است. به طور خاص، از یک مدل خودبازگشتی برای برازش شکل موج تصادفی IO استفاده می‌شود که در آن همبستگی زمانی توسط ضرایب خودبازگشتی و واریانس نویز محرک پارامتری می‌شود. یک فرآیند خودبازگشتی مرتبه P به صورت زیر بیان می‌شود:

$$x(k) = -\sum_{p=1}^P a(p)x(k-p) + w(k), \quad k = 1, \dots, \bar{K}, \quad (11)$$

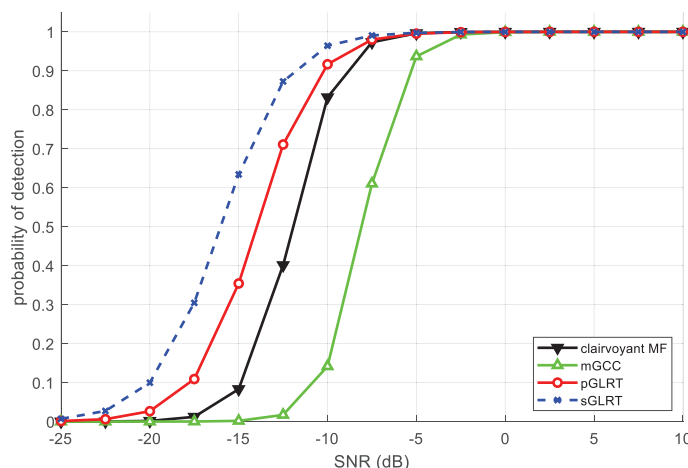
که در آن $\bar{K}$ تعداد نمونه‌های سیگنال IO ارسالی، $a(p)$ ضریب خودبازگشتی p امین با $\mathbf{a} = [a(1), \dots, a(P)]^T$ و $w(k) \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$ نویز محرک میانگین صفر است. توجه داشته باشید که $\bar{K} \leq K$ است، زیرا پنجره مشاهده T_0 طوری انتخاب شده است که کمتر از مدت زمان T_1 سیگنال ارسالی با تأخیر نباشد. با توجه به (۱۱)، $\mathbf{x}$ یک گاوسی میانگین صفر توزیع شده با ماتریس کوواریانس $\mathbf{C}_x(\mathbf{a}, \sigma^2)$ است که هرمیتی، توپلیتز است و بنابراین می‌تواند به طور کامل توسط ستون اول آن، یعنی دنباله تابع خودبازگشتی (ACF) تعیین شود. علاوه بر این، رابطه بین پارامترهای خودبازگشتی $\{a(p)\}_{p=1}^P$ و σ^2 و دنباله ACF توسط معادلات یول-واکر [۵۱] توصیف می‌شود. توجه داشته باشید که مدل خودبازگشتی برای مدل‌سازی شکل موج ورودی/خروجی (IO) معرفی شده است، که مزیت ثابت همبستگی شکل موج و بهره‌برداری از آن برای بهبود عملکرد تشخیص را به همراه دارد.

مدل خودبازگشتی در (۱۱) می‌تواند برای توسعه راه‌حل‌هایی برای مسئله تشخیص غیرفعال در (۱۰)، یعنی یک آشکارساز پارامتری، مورد استفاده قرار گیرد. تخمین‌های ML در توسعه آشکارساز به شدت غیرخطی هستند و راه‌حل‌های فرم بسته ندارند [۳۸]. یک روش حداکثرسازی انتظار EM می‌تواند برای حل مسئله تخمین فرموله شود و متعاقباً از تخمین‌ها برای استخراج یک آشکارساز GLRT پارامتری استفاده می‌شود. الگوریتم EM به طور متناوب یک مرحله انتظار و یک مرحله حداکثرسازی را تا زمانی که همگرایی حاصل

شود، تکرار می‌کند. به طور خاص، ابتدا باید داده‌های "کامل" را به صورت $\mathbf{z} = [\mathbf{x}^T, \mathbf{y}_1^T, \dots, \mathbf{y}_N^T]^T$ تعیین کند که شامل شکل موج IO ناشناخته و مشاهدات از N گیرنده است. پس از مشخص کردن داده‌های "کامل"، الگوریتم EM با یک حدس اولیه از پارامترهای ناشناخته $\{\alpha_n\}_{n=1}^N$ ؛ $\{\beta_n\}_{n=1}^N$ و پارامترهای خودبازگشتی $\{a(p)\}_{p=1}^P$ و σ^2 تحت H_1 شروع می‌شود. پارامترهای مجهول تحت H_0 مشابه پارامترهای H_1 هستند، به جز ضرایب مقیاس هدف $\{\alpha_n\}_{n=1}^N$ در واقع، فقط باید ماتریس همبستگی $\mathbf{C}_x(a, \sigma^2)$ شکل موج IO را به جای پارامترهای خودبازگشتی به طور مستقیم مقداردهی اولیه کرد. یک راه ساده، مقداردهی اولیه ماتریس کوواریانس به یک ماتریس همانی است، که نشان می‌دهد همبستگی شکل موج برای شروع الگوریتم EM نادیده گرفته می‌شود. در طول هر تکرار الگوریتم EM یک مرحله انتظار مرحله E با یک مرحله حداکثرسازی مرحله M دنبال می‌شود [۳۷]، [۳۸]. به طور خاص، مرحله E برای یافتن انتظار تابع درست‌نمایی لگاریتمی LLF از داده‌های «کامل» $\mathbf{z}$ در نظر گرفته شده است که نسبت به شکل موج سیگنال $\mathbf{x}$ گرفته شده و مشروط به مشاهدات $\{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^N$ با توجه به تخمین پارامترهای مجهول از آخرین تکرار است. سپس، مرحله M برای به حداکثر رساندن انتظار LLF نسبت به پارامترهای مجهول در نظر گرفته شده است. بیشینه‌سازی به صورت متوالی نسبت به هر گروه پارامتر، شامل ضرایب مقیاس‌بندی، پارامترهای خودبازگشتی و واریانس نویز کانال انجام می‌شود. هنگام بیشینه‌سازی نسبت به یک گروه خاص، سایر پارامترها به عنوان نتایج حاصل از آخرین تکرار یا از آخرین به‌روزرسانی‌ها در این تکرار ثابت می‌شوند. چرخه تکرار تا زمانی که الگوریتم همگرا شود، تکرار می‌شود، به عنوان مثال، اختلاف تخمین پارامترهای مجهول از دو تکرار اخیر کوچکتر از یک سطح تحمل از پیش تعریف شده خاص باشد. پس از همگرایی تکرار EM تخمین‌های نهایی پارامترهای مجهول را می‌توان دوباره در نسبت درست‌نمایی جایگزین کرد تا آماره آزمون محاسبه شود. نمودار جریان آشکارساز پارامتری برای رادار چندآماره غیرفعال در شکل ۹ نشان داده شده است.



شکل ۹. آشکارساز پارامتری برای رادار چندایستایی غیرفعال.



شکل ۱۰. عملکرد تشخیص GLRT پارامتری در مقابل SNR هدف با استفاده از یک شکل موج FM به عنوان IO با $N = 3$ گیرنده. در شبیه سازی؛ مرتبه مدل خودبازگشتی بر اساس معیار اطلاعات آکائیک تعمیم یافته [50] به صورت $P = 1$ تخمین زده می شود. تاخیرهای هدف برای سه مسیر [۲،۲؛ ۳،۶؛ ۴،۹] بر حسب زمان؛ داپلر هدف [۳،۱؛ ۰،۸؛ -۳،۶] بر حسب $\frac{f_s}{K}$ و نسبت سیگنال به نویز سیگنال مستقیم ۰ دسی بل پ احتمال هشدار اشتباه 10^{-2} تنظیم شده است.

برای محاسبه آماره آزمون، می توان آن را در نسبت درست نمایی جایگزین کرد. نمودار جریان آشکارساز پارامتری برای رادار چندآماره غیرفعال در شکل ۹ نشان داده شده است. از آنجایی که آشکارساز بر اساس این فرض توسعه داده شده است که سیگنال ورودی/خروجی از یک مدل خودبازگشتی اسکالر پیروی می کند، ممکن است بین این فرض و سیگنال ورودی/خروجی دقیق، عدم تطابق وجود داشته باشد. شکل ۱۰ که در اینجا بازتولید شده است، برای حالتی است که سیگنال مدولاسیون فرکانس (FM) به عنوان شکل موج ورودی/خروجی برای آزمایش عملکرد آشکارسازها استفاده می شود. این شکل، بهره های ارائه شده توسط GLRT پارامتری (منحنی با برچسب «pGLRT») را نشان می دهد، که از همبستگی شکل موج با مدل سازی سیگنال ورودی/خروجی به عنوان یک فرآیند خودبازگشتی، نسبت به آشکارسازهای معمولی استفاده می کند. برای اهداف مقایسه ای، سه آشکارساز معمولی نیز در تجزیه و تحلیل گنجانده شده اند. منحنی «MF روشن بین» از آشکارساز فیلترینگ تطبیقی (MF) با فرض اینکه شکل موج ورودی/خروجی کاملاً شناخته شده است، حاصل می شود که به عنوان یک حد بالا برای همه آشکارسازهای غیرفعال در نظر گرفته شده در این بخش عمل می کند. «mGCC» مخفف نسخه اصلاح شده آشکارساز GCC اصلی است که در غیاب تداخل مسیر مستقیم (DPI) توسعه داده شده است [۳۲]. این اصلاح با اضافه کردن یک مرحله حذف DPI انجام می شود که DPI تخمینی را از مشاهده اصلی کم می کند تا مشاهده اصلاح شده به دست آید و مشاهده اصلی در آشکارساز موجود با مشاهده اصلاح شده جایگزین می شود (برای جزئیات بیشتر به [۳۷]، بخش ۴،۱ [مراجعة کنید]). در نهایت، «sGLRT» نشان دهنده GLRT ساده است که در آن ماتریس کوواریانس C_x با یک ماتریس همانی جایگزین می شود، یعنی همبستگی شکل موج IO کاملاً نادیده گرفته می شود. مشاهده می شود که عملکرد آشکارساز pGLRT نزدیک به حد بالایی ارائه شده توسط clairvoyant MF است و آشکارساز sGLRT ۲ دسی بل بدتر از آشکارساز pGLRT در تنظیمات در نظر گرفته شده عمل می کند.

5. نتیجه گیری

در این مقاله مروری، نشان داده شد که می‌توان از فرآیندهای خودبازگشتی برای مدل‌سازی سیگنال‌های کلاتر و منبع ناشناخته استفاده کرد تا نیاز به داده‌های آموزشی برای تشخیص مؤثر هدف کاهش یابد. تفاوت‌های ظریفی در استفاده از مدل‌سازی پارامتری در حل مسائل مختلف تشخیص رادار وجود دارد. به طور خاص، در رادار آرایه فازی، اختلال به عنوان فرآیند خودبازگشتی چند کاناله مدل‌سازی می‌شود. برای رادار چند-ورودی/چند-خروجی توزیع‌شده، مجموعه‌ای از فرآیندهای خودبازگشتی اسکالر مستقل برای مدل‌سازی کلاتر مشاهده شده در جفت‌های Tx-Rx مختلف استفاده می‌شوند که قادر به ثبت تغییرات در ساختار کلاتر و سطح توان در زوایای مختلف مشاهده کاوشگر هستند. در نهایت، برای رادار غیرفعال، سیگنال IO ناشناخته به عنوان یک فرآیند تصادفی همبسته با عنصر در نظر گرفته می‌شود که می‌تواند توسط یک مدل خودبازگشتی نمایش داده شود. در همه موارد، نشان داده‌ایم که مدل‌سازی خودبازگشتی قادر به بهبود عملکرد قابل توجهی نسبت به روش‌های غیر پارامتری مرسوم است، به ویژه هنگامی که داده‌های آموزشی محدود هستند.

منابع

- [1] L. C. Potter, D.-M. Chiang, R. Carriere, and M. J. Gerry, A GTD-based parametric model for radar scattering, *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 43, no. 10, pp. 10581067, Oct. 1995.
- [2] P. Bharadwaj, P. Runkle, L. Carin, J. A. Berrie, and J. A. Hughes, Multiaspect classification of airborne targets via physics-based HMMs and matching pursuits, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 37, no. 2, pp. 595606, Apr. 2001.
- [3] K. J. Sangston and A. Farina, Coherent radar detection in compound Gaussian clutter: Clairvoyant detectors, *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, vol. 31, no. 11, pp. 4263, Nov. 2016.
- [4] M. Greco, F. Bordonì, and F. Gini, X-band sea-clutter nonstationarity: Influence of long waves, *IEEE J. Ocean. Eng.*, vol. 29, no. 2, pp. 269283, Apr. 2004.
- [5] M. Rangaswamy and J. H. Michels, A parametric multichannel detection algorithm for correlated non-Gaussian random processes, in *Proc. IEEE Nat. Radar Conf.*, Syracuse, NY, USA, May 1997, pp. 349354.
- [6] A. L. Swindlehurst and P. Stoica, Maximum likelihood methods in radar array signal processing, *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 2, pp. 421441, Feb. 1998.
- [7] J. R. Roman, M. Rangaswamy, D. W. Davis, Q. Zhang, B. Himed, and J. H. Michels, Parametric adaptive matched filter for airborne radar applications, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 36, no. 2, pp. 677692, Apr. 2000.
- [8] P. Wang, H. Li, and B. Himed, A new parametric GLRT for multichannel adaptive signal detection, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 58, no. 1, pp. 317325, Jan. 2010.
- [9] G. Alfano, A. D. Maio, and A. Farina, Model-based adaptive detection of range-spread targets, *IEEE Proc.-Radar, Sonar Navigat.*, vol. 151, no. 1, pp. 210, Feb. 2004.
- [10] P. Wang, Z. Wang, H. Li, and B. Himed, Knowledge-aided parametric adaptive matched filter with automatic combining for covariance estimation, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 18, pp. 47134722, Sep. 2014.
- [11] I. S. Reed, J. D. Mallett, and L. E. Brennan, Rapid convergence rate in adaptive arrays, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-10, no. 6, pp. 853863, Nov. 1974.
- [12] E. J. Kelly, An adaptive detection algorithm, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-22, no. 2, pp. 115127, Mar. 1986.
- [13] K. J. Sohn, H. Li, and B. Himed, Parametric GLRT for multichannel adaptive signal detection, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 55, no. 11, pp. 53515360, Nov. 2007.
- [14] J. Guerci, *Space-Time Adaptive Processing for Radar* (Artech House Radar Library), 2nd ed. Norwood, MA, USA: Artech House, 2014.
- [15] W. Melvin, M. Wicks, P. Antonik, Y. Salama, P. Li, and H. Schuman, Knowledge-based space-time adaptive processing for airborne early warning radar, *IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag.*, vol. 13, no. 4, pp. 3742, Apr. 1998.
- [16] D. J. Rabideau and A. O. Steinhardt, Improved adaptive clutter cancellation through data-adaptive training, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 35, no. 3, pp. 879891, Jul. 1999.

- [17] P. Wang, H. Li, and B. Himed, Bayesian radar detection in interference, in *Modern Radar Detection Theory*, A. D. Maio and M. S. Greco, Eds. London, U.K.: Institution Engineering Technology, 2015, pp. 133164.
- [18] J. Li, G. Liu, N. Jiang, and P. Stoica, Moving target feature extraction for airborne high-range resolution phased-array radar, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 49, no. 2, pp. 277289, Feb. 2001.
- [19] Y. Gao, H. Li, and B. Himed, Adaptive subspace tests for multichannel signal detection in autoregressive disturbance, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 66, no. 21, pp. 55775588, Nov. 2018.
- [20] F. Colone and F. Filippini, Autoregressive model based polarimetric adaptive detection scheme part I: Theoretical derivation and performance analysis, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 56, no. 5, pp. 37623778, Oct. 2020.
- [21] F. Colone and F. Filippini, Autoregressive model based polarimetric adaptive detection scheme part II: Performance assessment under spectral model mismatch, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 56, no. 5, pp. 37793795, Oct. 2020.
- [22] C. Jiang, H. Li, and M. Rangaswamy, Conjugate gradient parametric adaptive matched filter, in *Proc. IEEE Radar Conf.*, Arlington, VA, USA, May 2010, pp. 740745.
- [23] C. Jiang, H. Li, and M. Rangaswamy, Conjugate gradient parametric detection of multichannel signals, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 48, no. 2, pp. 15211536, Apr. 2012.
- [24] A. Haimovich, R. Blum, and L. Cimini, MIMO radar with widely separated antennas, *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 25, no. 1, pp. 116129, 2008.
- [25] Q. He, N. H. Lehmann, R. S. Blum, and A. M. Haimovich, MIMO radar moving target detection in homogeneous clutter, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 46, no. 3, pp. 12901301, Jul. 2010.
- [26] C. Yuan Chong, F. Pascal, J.-P. Ovarlez, and M. Lesturgie, MIMO radar detection in non-Gaussian and heterogeneous clutter, *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 4, no. 1, pp. 115126, Feb. 2010.
- [27] P. Chen, L. Zheng, X. Wang, H. Li, and L. Wu, Moving target detection using colocated MIMO radar on multiple distributed moving platforms, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 65, no. 17, pp. 46704683, Sep. 2017.
- [28] P. Wang, H. Li, and B. Himed, Moving target detection using distributed MIMO radar in clutter with nonhomogeneous power, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 10, pp. 48094820, Oct. 2011.
- [29] P. Wang, H. Li, and B. Himed, A parametric moving target detector for distributed MIMO radar in non-homogeneous environment, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 61, no. 9, pp. 22822294, May 2013.
- [30] H. Li, Z. Wang, J. Liu, and B. Himed, Moving target detection in distributed MIMO radar on moving platforms, *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 9, no. 8, pp. 15241535, Dec. 2015.
- [31] H. D. Griffiths and C. J. Baker, Passive coherent location radar systems. Part 1: Performance prediction, *IEEE-Proc. Radar, Sonar Navigat.*, vol. 152, no. 3, pp. 153159, Jun. 2005.
- [32] K. S. Bialkowski, I. V. L. Clarkson, and S. D. Howard, Generalized canonical correlation for passive multistatic radar detection, in *Proc. IEEE Stat. Signal Process. Workshop (SSP)*, Nice, France, Jun. 2011, pp. 417420.
- [33] D. E. Hack, L. K. Patton, B. Himed, and M. A. Saville, Detection in passive MIMO radar networks, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 62, no. 11, pp. 29993012, Jun. 2014.

- [34] J. Liu, H. Li, and B. Himed, On the performance of the cross-correlation detector for passive radar applications, *Signal Process.*, vol. 113, pp. 3237, Aug. 2015.
- [35] G.Cui, J. Liu, H. Li, and B. Himed, Signal detection with noisy reference for passive sensing, *Signal Process.*, vol. 108, pp. 389399, Mar. 2015.
- [36] M. Rashid and M. Naraghi-Pour, Multitarget joint delay and Doppler shift estimation in bistatic passive radar, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 56, no. 3, pp. 17951806, Jun. 2020.
- [37] X. Zhang, H. Li, and B. Himed, Multistatic passive detection with parametric modeling of the IO waveform, *Signal Process.*, vol. 141, pp. 187198, Dec. 2017.
- [38] F. Wang, H. Li, X. Zhang, and B. Himed, Signal parameter estimation for passive bistatic radar with waveform correlation exploitation, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 54, no. 3, pp. 11351150, Jun. 2018.
- [39] W. Jie, W. Ling, S. Jialian, F. Chaowei, W. Haitao, and Z. Chunhua, Passive distributed aperture radar imaging method based on unknown waveform modeling, in *Proc. 6th AsiaPacif c Conf. Synth. Aperture Radar (APSAR)*, Xiamen, China, Nov. 2019, pp. 417420.
- [40] M. A. Richards, *Fundamentals of Radar Signal Processing*, 2nd ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2014.
- [41] J. R. Guerci and E. J. Baranoski, Knowledge-aided adaptive radar at DARPA: An overview, *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 23, no. 1, pp. 4150, Jan. 2006.
- [42] B. Himed, *MCARM/STAP data analysis*, Air Force Res. Lab., Dayton, OH, USA, Tech. Rep. AFRL-SN-RS-TR-1999-48, vol. 2, May 1999.
- [43] O. Saleh, M. Ravan, R. Riddolls, and R. Adve, Fast fully adaptive processing: A multistage STAP approach, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 52, no. 5, pp. 21682183, Oct. 2016.
- [44] H. Wang and L. Cai, On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 30, no. 3, pp. 660670, Jul. 1994.
- [45] J. H. Michels, B. Himed, and M. Rangaswamy, Robust STAP detection in a dense signal airborne radar environment, *Signal Process.*, vol. 84, no. 9, pp. 16251636, Sep. 2004.
- [46] F. C. Robey, D. R. Fuhrmann, E. J. Kelly, and R. Nitzberg, A CFAR adaptive matched filter detector, *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 208216, Jan. 1992.
- [47] E. Fishler, A. Haimovich, R. S. Blum, L. J. Cimini, D. Chizhik, and R. A. Valenzuela, Spatial diversity in radars Models and detection performance, *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 54, no. 3, pp. 823838, Mar. 2006.
- [48] M. I. Skolnik, *Introduction to Radar Systems*, 3rd ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2001.
- [49] N. J. Willis, *Bistatic Radar*, 2nd ed. Raleigh, NC, USA: SciTech Publishing, 2005.
- [50] T. Söderström and P. Stoica, *System Identification*. London, U.K.: Prentice-Hall, 1989.
- [51] S. M. Kay, *Modern Spectral Estimation: Theory and Application*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1988.