

## آشکارساز GLRT چند کانال در محیط تداخل AR با طیف گوسی در رادار موج سطحی HF

مریم نظام آبادی<sup>۱</sup>، محمد رضا منیری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>کارشناسی ارشد مخابرات سیستم، دانشگاه آزاد اسلامی

nezamabadi\_m@ymail.com

<sup>۲</sup>استادیار، دانشکده مهندسی برق دانشگاه آزاد اسلامی

### چکیده

رادار موج سطحی HF به دلیل داشتن دید ماورای افق، امکان آشکارسازی اهدافی را که در ورای افق زمین قرار دارند را در ناحیه وسیعی از اقیانوس و دریا فراهم می‌کند. لیکن، در حضور تداخل قدرتمند کلاتر دریا که از نظر آماری رنگی است، راندمان آشکارسازی پردازش‌های مرسوم (که وابسته به داده هستند) کاهش پیدا می‌کند. همچنین عنصر براگ دریا عامل دیگری است که مانع آشکار شدن اهداف می‌شود.  $M-AR-GC-GLR$  آشکارسازی است که به صورت عمومی ارائه شده است و ما در این مقاله آن را در حالت خاص برای رادار موج سطحی HF و بر روی نمونه‌های عملی کلاتر دریا اعمال کردیم و عملکرد آن را بر اساس احتمال آشکارسازی در برابر احتمال هشدار کاذب مورد بررسی قرار دادیم. نشان داده شده است که با افزایش تعداد پالس‌های دریافتی، عملکرد آشکارساز بهتر می‌شود. عملکرد آشکارساز با کاهش میزان وابستگی مکانی نمونه‌های دریافتی نیز بهتر می‌شود. همین‌طور، این آشکارساز با کاهش داده‌ی ثانویه عملکردی بهتری پیدا می‌کند و از آنجاییکه در کاربردهای عملی با داده‌ی ثانویه کمی روبه‌رو هستیم، این یک حسن محسوب می‌شود. همچنین در نسبت سیگنال به تداخل کم، آشکارساز پیشنهاد شده عملکرد خود را حفظ کرده و از آشکارساز GLR کلی نیز بهتر است. از این رو، این آشکارساز برای نمونه‌های دریا و رادار موج سطحی HF دارای کارکرد مؤثری است.

### کلیدواژه

آشکارساز GLR، رادار موج سطحی HF، فرآیند Autoregressive، طیف گوسی

### مقدمه

و منابع تداخل مختلف دیگر، سبب کاهش راندمان آشکارسازی می‌شود. عناصر مرتبه‌ی اول براگ کلاتر دریا که دارای داپلر نزدیک صفر است [۴] مانع آشکارسازی اهداف با سرعت کم مانند کشتی‌ها و قایق‌ها می‌شود. در نتیجه، پردازش‌های داپلر مرسوم به تنهایی جهت آشکارسازی آنها، کافی نمی‌باشند [۵].

همچنین، برای رادار HF ترکیب دهانه‌ی آنتن و پهنای باند باعث می‌شود تا ابعاد سلول‌ها از مرتبه‌ی چند کیلومتر در چند کیلومتر باشند. در نتیجه، ناحیه‌ی پخش برگشتی بسیار بزرگ است و باعث می‌شود تا نسبت کلاتر به سیگنال بسیار بزرگ باشد [۶] و عمل آشکارسازی اهداف دشوارتر شود.

رادار موج سطحی HF در نیمه‌ی پایین باند HF (فرکانس ۳-۱۵MHz) کار می‌کند و با فراهم آوردن ناحیه‌ی مراقبتی وسیع، در مأموریت‌هایی مانند سنجش از راه دور وضعیت دریا و آشکارسازی اهداف استفاده می‌شود [۱] و [۲]. همچنین به دلیل اینکه موشک‌های ARM قادر به شناسایی آن نیست، نقش مهمی را در سیستم‌های دفاع هوایی نوین ایفا می‌کند. این رادار علاوه بر انتشار دید مستقیم، در مد انتشار موج سطحی قادر هست تا اهدافی را که در ورای افق زمین و در فواصل دور (۳۰۰-۴۰۰ کیلومتر) قرار دارند، آشکار کند [۳]. لیکن، وجود کلاتر عظیم دریا

آموزش‌دهنده لازم است تا تضمین کند که ماتریس کوواریانس تخمین زده‌شده غیر تکین است. وقتی  $K < N$  است، تخمین تکین است و بنابراین از پیاده‌سازی پردازشگر STAP، ممانعت می‌کند. همچنین، نمونه‌ی داده‌ی همگن آموزش دهنده، به تعداد زیاد در دسترس نیست. جهت غلبه بر این مسئله، تکنیک‌هایی جهت تخمین ماتریس کوواریانس استفاده می‌شود و فرض‌هایی در نظر گرفته می‌شود. از جمله: ساختار نامتقارن [۱۰]، توئپلیز [۱۱-۱۳]، سیال و مدل‌های Autoregressive چند کانال. از آنجایی که کلاتر دریا اصلی‌ترین منبع تداخل در حوزه‌ی رادار HF می‌باشد و نیز می‌توان آن را با فرآیند‌های Autoregressive مدل کرد [۱۱] و [۱۲]، به این صورت، یک تخمینی از ماتریس کوواریانس تداخل خواهیم داشت که ما از آن در آشکارساز M-AR-GC-GLR استفاده می‌کنیم.

همچنین باید در نظر داشت که آشکارساز GLR و فیلتر منطبق و فقی هنگامیکه فرض توزیع گوسی همگن iid معتبر نباشد، خاصیت CFAR خود را از دست می‌دهند. در بسیاری از مطالعات [۱۴-۱۶] کلاتر غیرگوسی را با مدل‌های آماری دیگری مانند فرآیندهای گوسی کمپوند در نظر گرفته و تحلیل داده‌های جمع‌آوری شده نیز تأیید می‌کند که کلاتر غیرگوسی بهتر است با توزیع خی یا ویبول توصیف شود.

روند شکل‌گیری آشکارساز M-AR-GC-GLR به این صورت است که هیکن با رویکرد آشکارساز مکان-زمان و فقی [۱۷] در یک رادار تک‌کانال، برای یک سیگنال گسسته در زمان ایستاد در نوبت سفید گوسی جمع‌شونده، آزمون فرضیه را طرح کرد. سپس با استفاده از آزمون GLR و در نظر گرفتن اینکه داده‌های دریافتی تحت هر فرضیه‌ی مسئله‌ی آشکارسازی، نمونه‌هایی از فرآیند AR هستند، به تحقق و فقی از آشکارساز دست پیدا کرد [۱۸]. کی [۱۹] با تغییر شکل آزمون فرضیه‌ی هیکن، تداخل را نمونه‌هایی از یک فرآیند Autoregressive با مرتبه‌ی P در نظر گرفت که در آن، P معلوم و سایر پارامترهای آن مجهول هستند. سیگنال هدف نیز یک بردار حقیقی کاملاً معلوم در نظر گرفته و سپس پردازش GLR بر روی پارامترهای مجهول اعمال می‌شود. در این آشکارساز، از داده‌های ثانویه استفاده نشده‌است و همه‌ی داده‌ها به‌صورت حقیقی فرض شده‌اند. شیخی [۲۰] داده‌ها را به‌صورت مختلط در نظر گرفت و همچنین از داده‌های ثانویه نیز استفاده کرد و آشکارساز ARGLR را ارائه کرد. او نشان داد که با مدل کردن سیگنال به‌صورت برداری معلوم با دامنه‌ی نامعلوم مختلط و همچنین مدل کردن تداخل به‌صورت یک فرآیند Autoregressive عملکرد آشکارساز بهبود یافته و حجم داده‌های ثانویه‌ی مورد نیاز نسبت به آشکارساز GLR کلی کاهش می‌یابد. بر این اساس، منیری و همکاران [۲۱] آشکارساز ARGLR را در حالت چند کانال با فرض مجهول بودن دامنه‌ی سیگنال و ضرایب

جهت بالا بردن توانایی رادار در آشکارسازی اهداف از پردازش‌های مکانی و زمانی توأم و فقی استفاده می‌شود. یکی از رویکردهای موجود در این زمینه پردازش مکان-زمان و فقی (STAP) است که ما در ابتدا در بخش ۱ به معرفی، رویکردها و چالش‌های آن می‌پردازیم. سپس در بخش ۲ آشکارساز M-AR-GC-GLR را معرفی می‌کنیم و در بخش ۳ نتایج حاصل از اعمال آن بر روی داده‌های عملی یک رادار موج سطحی HF را نشان خواهیم داد. در بخش ۴ نیز به بحث و جمع‌بندی در این زمینه خواهیم پرداخت.

### معرفی پردازش مکان-زمان و فقی (STAP)

پردازش مکان-زمان و فقی (STAP)، یک پردازش و فقی سیگنال‌های راداری در حوزه‌های مکانی و زمانی به‌صورت توأم است که قابلیت حذف سیگنال‌های نامطلوب و حفظ گین سیگنال مطلوب را فراهم می‌کند. با این حال، جهت موفقیت‌آمیز بودن راهکار STAP، آماره‌های تداخل باید از روی نمونه‌های آموزش‌دهنده تخمین زده شود. فیلتر STAP با استفاده از یک ساختار فیلتر چند بعدی با پاسخ ضربه‌ی محدود، کلاتر و نویز را حذف می‌کند. این فیلتر شامل P تپ زمانی و J تپ مکانی است. بردار وزن بهینه‌ی STAP که سیگنال برگشتی از هدف مطلوب را بیشینه می‌کند، نیاز به شکل‌دهی و معکوس‌سازی ماتریس کوواریانس تداخل دارد. رویکرد دیگر، آزمون فرضیه و استفاده از تکنیک‌های آشکارسازی هدف مانند فیلتر منطبق نرمالیزه شده [۷] و GLR کلی [۸] است. در هر دو رویکرد، ماتریس کوواریانس تداخل باید در عمل تخمین زده شود. با فقدان دانش قبلی درباره‌ی محیط تداخل، تعداد زیادی از نمونه‌های تداخل همگن (بدون هدف) لازم است تا تخمین‌های دقیقی به‌دست آید. در نتیجه، با یک چالش روبه‌رو خواهیم شد. زیرا اغلب، دسترسی به داده‌ی آموزش‌دهنده‌ی همگن بسیار، غیرواقعی است. بنابراین، تحقیقات در زمینه‌ی STAP به‌گونه‌ای متمرکز شده‌اند که از مشکل کمبود داده‌ی آموزش‌دهنده‌ی همگن اجتناب کنند.

از آنجایی که ماتریس کوواریانس نقش کلیدی در آماره‌ی آشکارسازی بازی می‌کند، تخمین صحیح آن اهمیت بسیاری دارد. همچنین، سرعت همگرایی تکنیک‌ها نیز بسیار مهم است. روش SMI [۹] همگرایی خوبی را به نمایش می‌گذارد. در این روش که ماتریس کوواریانس تداخل با استفاده از K داده‌ی آموزش دهنده تخمین زده می‌شود، وقتی  $K \geq N$  است، کوواریانس نمونه، تخمین‌گر ML بدون قید است ( $N = JP$ ): تعداد المان‌های آنتن، P: تعداد پالس‌های زمانی دریافتی). با این وجود، یک مشکل اساسی در رویکرد SMI وجود دارد. در این رویکرد، داده‌های آموزش‌دهنده، نقش محوری را ایفا می‌کند. معمولاً  $K > N$  نمونه‌ی

گرفتن فرآیندهای مختلف و مدل کردن آنها برای تابع وابستگی  $i$  امین و  $J$  امین کانال، می توان تنوعی از توزیع طیفی فرآیند را فراهم آورد که ما در اینجا، مدل گوسی را در نظر می گیریم. در این مورد، در بخش ضمیمه به تفصیل بحث شده است.  $\underline{u}_k(n)$  بردار  $J \times 1$  بعدی نویز سفید گوسی با ماتریس کوواریانس  $\underline{K}_{uu}$  به صورت زیر است:

$$\underline{K}_{uu} = \sigma^2 \mathbf{I}_{J \times J} \quad (3)$$

$\sigma^2$  توان نویز و  $\mathbf{I}$  ماتریس همانی  $J \times J$  بعدی است.

$\underline{s}(n)$  بردار سیگنال هدف است که به صورت زیر می باشد:

$$\underline{s}(n) = \left[ \exp(i2\pi(n-1)\frac{2v}{\lambda \text{PRF}}) \dots \exp(i2\pi(n-1)\frac{2v}{\lambda \text{PRF}} + i2\pi(J-1)\frac{d \sin(\theta)}{\lambda}) \right]^T \quad (4)$$

$v$  و  $\theta$  به ترتیب بیانگر سرعت و جهت هدف و  $\lambda = c/f$  طول موج حامل پالس رادار و  $c$  سرعت نور هست.  $\alpha$  نیز ضریب مختلط و معلوم است.

$H_0$  و  $H_1$  فرضیاتی هستند که به ترتیب نشان دهندهی حضور یا عدم حضور هدف می باشند. تحت فرض  $H_0$ ، برای داده های ورودی که قطعاتی از یک فرآیند برداری AR با طیف گوسی هستند، می توان نشان داد که تابع چگالی گوسی توأم به صورت حاصل ضرب توابع چگالی شرطی قابل بیان است:

$$p_0 = P_x(\underline{x}_0, \dots, \underline{x}_K | H_0, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}, \alpha = 0) \\ = P_x(\underline{x}_0 | H_0, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}, \alpha = 0) \times \left\{ \prod_{k=1}^K P_x(\underline{x}_k | \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}) \right\} \quad (5)$$

که در آن:

$$\underline{x}_0(n) = \underline{y}(n) \quad (6)$$

و برای  $k = 1, \dots, K$ :

$$\underline{x}_k(n) = \underline{y}_k(n) \quad (7)$$

به همین ترتیب، تحت فرض  $H_1$  داریم:

فرآیند Autoregressive در نظر گرفتند و آشکارساز M-AR-GLR را ارائه کردند. با در نظر گرفتن شکل گوسی برای تابع همبستگی تداخل، آشکارساز AR-GC-GLR در حالت تک کانال ارائه شد [۲۲]. آشکارساز M-AR-GLR [۱۸] (چند کانال) یک آشکارساز کلی است که با داده ی واقعی ارزیابی نشده است و همچنین فاقد فرض گوسی بودن برای شکل تابع همبستگی ماتریس کوواریانس تداخل است. آشکارساز AR-GC-GLR [۱۹] که دارای فرض گوسی است، در حالت تک کانال می باشد که ما آن را در حالت چند کانال به نام M-AR-GC-GLR بر روی داده ی واقعی رادار موج سطحی HF ارزیابی نمودیم.

### آشکارساز M-AR-GC-GLR

یک سیستم رادار موج سطحی پالسی را که از آنتن چندکانال با  $J$  المان خطی و به فاصله ی  $d$  از یکدیگر، در نظر بگیرید. مسئله ی آشکارسازی برای آن به صورت آزمون فرضیه ی زیر قابل بیان است:

$$H_0 : \begin{cases} \underline{y}_0(n) = \underline{n}(n) \\ \underline{y}_k(n) = \underline{n}_k(n) \end{cases} \quad n = 1, \dots, N \\ H_1 : \begin{cases} \underline{y}_0(n) = \alpha \underline{s}(n) + \underline{n}(n) \\ \underline{y}_k(n) = \underline{n}_k(n) \end{cases} \quad k = 1, \dots, K \quad (1)$$

$\underline{y}_0(n)$  یک بردار به ابعاد  $J \times 1$  است و حاوی مشاهدات دریافت شده از سلول تحت آزمون می باشد.  $\underline{y}_k(n)$  به ازای  $k = 1, \dots, K$  بردارهای  $J \times 1$  بعدی هستند که به عنوان مشاهدات بردارهای ثانویه تعریف می شوند که iid هستند و دارای سیگنال هدف نمی باشند.  $\underline{n}(n)$  و  $\underline{n}_k(n)$  بردارهای تداخل متناظر با مشاهدات سلول تحت آزمون و داده های ثانویه هستند که به صورت یک فرآیند چندکانال AR گوسی با مرتبه ی معلوم  $M$  به شرح زیر مدل می شود:

$$\underline{n}(n) = \sum_{p=1}^M A_M^H(p) \underline{n}(n-p) + \underline{u}_n(n) \quad (2)$$

که در آن،  $A_M^H(p)$ ،  $p$  امین ضریب ماتریس  $J \times J$  برای فرآیند برداری AR از مرتبه ی  $M$  است که خود تابعی از پارامترهای نامعلوم  $\sigma^2$ ،  $\rho_{n_{i,j}}$ ،  $\lambda_{n_{i,j}}$  و  $\ell_{n_{i,j}}$  است و به ترتیب بیانگر واریانس طیف گوسی تداخل، وابستگی زمانی بین نمونه های دریافتی از کانال های  $i$  و  $j$ ، وابستگی مکانی بین کانال های  $i$  و  $j$  و تأخیر دریافت از کانال  $i$  نسبت به  $j$  هست.  $H$  نیز نشان دهنده ی عملگر هرمیتی است. در واقع، در اینجا با در نظر

(۱۳)

$$\underline{u} = [\underline{u}_0^T \dots \underline{u}_K^T]^T \quad (14)$$

$$\underline{u}_k = [\underline{y}_k^T (M+1)^T \dots \underline{y}_k^T (N)^T]^T$$

تخمین  $\hat{A}_0$  با ارزیابی پارامترهای مجهول تداخل انجام می‌پذیرد که در بخش ضمیمه بیان شده است. به همین ترتیب:

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{JN(K+1)} (\underline{u}' - \underline{Y}' \hat{A}_1)^H (\underline{u}' - \underline{Y}' \hat{A}_1) \quad (15)$$

که در رابطه‌ی فوق  $\underline{Y}'$  و  $\underline{u}'$  به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\underline{Y}' = [\underline{Y}_0^T \dots \underline{Y}_K^T]^T \quad (16)$$

$$\underline{u}' = [\underline{u}'_0^T \dots \underline{u}'_K^T]^T$$

$$\underline{Y}'_0 = H \underline{Y}_0 \quad (17)$$

$$\underline{u}'_0 = H \underline{u}_0$$

$\underline{Y}_0$  و  $\underline{u}_0$  در رابطه‌های (۱۳) و (۱۴) تعریف شده‌اند.  $H$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$H = I - \frac{\underline{\Psi} \underline{\Psi}^H}{\underline{\Psi}^H \underline{\Psi}} \quad (18)$$

بالانویس  $H$ ، بیان‌گر عملگر ترانهاده - مزدوج است و ماتریس  $H$ ، ماتریس تصویربر فضای تهی بردار  $\underline{\Psi}$  است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\underline{\Psi} = [\underline{\Psi}_{p+1}^T, \dots, \underline{\Psi}_N^T] \quad (19)$$

که در آن:

$$\underline{\Psi}_n = \underline{s}(n) - \sum_{p=1}^M A_M^H(p) \underline{s}(n-p) \quad (20)$$

توجه شود که  $\hat{\sigma}_{u_1}^2$  و  $H$  تابع  $\hat{A}_1$  هستند. تخمین  $\hat{A}_1$  نیز همانند  $\hat{A}_0$  مطابق آنچه که در بخش ضمیمه آمده است، مجدداً با ارزیابی پارامترهای مجهول تداخل انجام می‌پذیرد. در حالت خاص  $K=0$  یا به عبارت دیگر، در نبود داده‌ی ثانویه، ساختار آشکارساز از روابط (۱۱) تا (۲۰) قابل حصول است. تنها با این تفاوت که در این حالت، در رابطه‌ی (۱۳) و (۱۴) داریم:

$$\underline{Y} = \underline{Y}_0 \quad (21)$$

$$\underline{u} = \underline{u}_0$$

$$p_1 = p_x(\underline{x}_0, \dots, \underline{x}_K | H_0, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}, \alpha \neq 0)$$

$$= p_x(\underline{x}_0 | H_1, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}, \alpha \neq 0) \times$$

$$\left\{ \prod_{k=1}^K p_x(\underline{x}_k | \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}) \right\}$$

(۸)

که البته در اینجا  $\underline{x}_0(n)$  به صورت:

$$\underline{x}_0(n) = \underline{y}(n) - \alpha \underline{s}(n) \quad (9)$$

است. حال، با اعمال نظریه‌ی آشکارسازی GLR و با فرض پارامترهای نامعلوم  $\alpha$ ،  $\sigma_u^2$ ،  $\sigma^2$ ،  $\rho_{n_{i,j}}$ ،  $\lambda_{n_{i,j}}$  و  $\ell_{n_{i,j}}$ ، آشکارساز مورد نظر به صورت زیر خواهد بود:

$$L_{GLR} = \frac{\max_{\sigma_u^2, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \alpha} p_1}{\max_{\sigma_u^2, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2} p_0} \begin{matrix} H_1 \\ \eta \\ H_0 \end{matrix} \quad (10)$$

که با جایگزینی روابط (۴) و (۸) در رابطه‌ی (۱۰)، آشکارساز به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\Lambda = \ln(L_{GLR}) = \max_{\sigma_u^2, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2, \alpha} \ln(p_1) - \max_{\sigma_u^2, \lambda_{n_{i,j}}, \rho_{n_{i,j}}, \ell_{n_{i,j}}, \sigma^2} \ln(p_0) = -JN(K+1) \left( \ln(\pi \hat{\sigma}_{u_1}^2) - \ln(\pi \hat{\sigma}_{u_0}^2) \right) \quad (11)$$

این آشکارساز، که با اعمال مدل AR از مرتبه‌ی  $M$  برای تداخل و فرض معلوم بودن داپلر ( $\Omega$ ) و دامنه‌ی ( $\alpha$ ) هدف طرح شده است، با نماد  $AR\ GLR(M, \Omega)$  نمایش داده می‌شود.

در رابطه‌ی (۱۱) داریم:

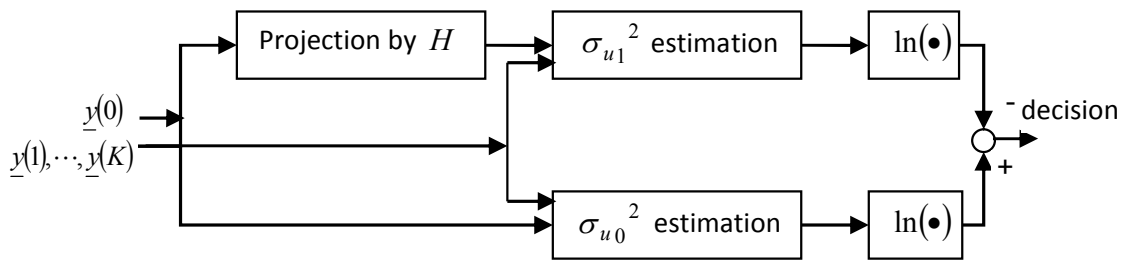
$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{JN(K+1)} (\underline{u} - \underline{Y} \hat{A}_0)^H (\underline{u} - \underline{Y} \hat{A}_0) \quad (12)$$

$\underline{Y}$  و  $\underline{u}$  به صورت زیر تعریف می‌شوند:

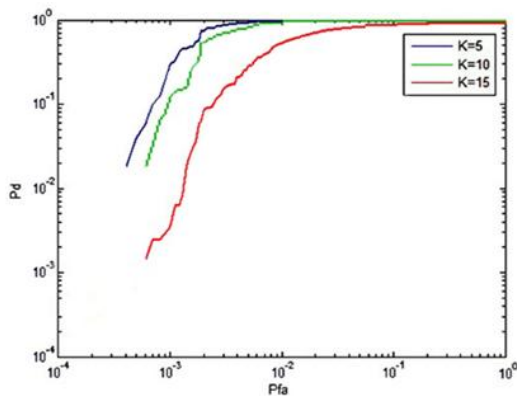
$$\underline{Y} = [\underline{Y}_0^T \dots \underline{Y}_K^T]^T$$

$$\underline{Y}_k = [\underline{Y}_{k,M+1}^T \dots \underline{Y}_{k,N}^T]^T$$

$$Y_{k,n} = \begin{bmatrix} \underline{x}_k^T(n-1) & 0_{1 \times J(1 \times 1)} & \underline{x}_k^T(n-2) \dots \underline{x}_k^T(n-M) & 0_{1 \times J(1 \times 1)} \\ 0_{1 \times J} & \underline{x}_k^T(n-1) & 0_{1 \times J(1 \times 1)} & \dots & \underline{x}_k^T(n-M) & 0_{1 \times J(1 \times 2)} \\ \vdots & & & & & \\ 0_{1 \times J(1 \times 1)} & \underline{x}_k^T(n-1) & 0_{1 \times J(1 \times 1)} & \underline{x}_k^T(n-2) \dots \underline{x}_k^T(n-M) \end{bmatrix}$$



شکل ۱: بلوک دیاگرام آشکارساز M-AR-GLR

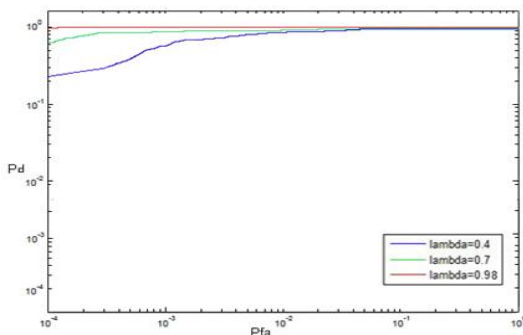


شکل ۲: احتمال آشکارسازی برحسب احتمال هشدار خطا به ازای تعداد

بردارهای داده‌ی ثانویه مختلف (کلاتر دریا):

$$N_t=5, M=2, J=2, \text{ SINR}=10\text{dB}, K=5, 10, 15$$

در شکل ۳ و ۴، نمودار احتمال آشکارسازی ( $P_D$ ) برحسب احتمال هشدار خطا ( $P_{fa}$ ) با تغییر میزان وابستگی نمونه‌های دریافتی نسبت به همدیگر، در دو حالت تک کانال و چند کانال بررسی شده‌است.



شکل ۳: احتمال آشکارسازی برحسب احتمال هشدار خطا به ازای تغییر

وابستگی مکانی نمونه‌های دریافتی در حالت تک کانال:

$$N_t=5, K=5, M=2, J=2, \text{ SNR}=10 \text{ dB}, \lambda=0.4, 0.7, 0.98$$

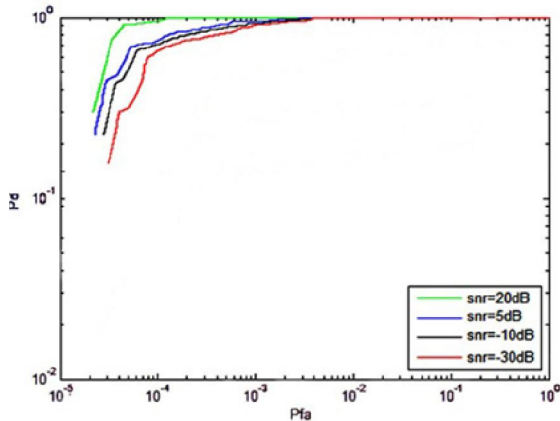
به عبارت دیگر، آشکارساز M-AR-GLR حتی بدون داده‌ی ثانویه نیز، قابل تحقق است که این خاصیت مطلوبی می‌باشد، زیرا برای تحقق آشکارساز GLR کلی، بایستی  $K > N$  باشد. ساختار آشکارساز فوق در شکل ۱ نشان داده شده‌است. مشاهده می‌شود که تقریبی از یک سفید کننده‌ی طیف، تحت هردو فرضیه تحقق می‌یابد و همانطوریکه مشاهده می‌شود، برای از بین بردن اثر سیگنال هدف، داده‌ی اولیه ابتدا بر فضای تهی سیگنال هدف تصویر می‌شود و سپس، از آن در تحقق سفید ساز استفاده می‌شود. توان سیگنال سفید شده تحت هردو فرضیه، محاسبه شده و پس از یک تبدیل لگاریتمی، تفاضل آن دو با یک سطح آستانه  $\eta$  مقایسه می‌شود.

### نتایج آشکارسازی با استفاده از داده‌ی عملی کلاتر

برای بررسی عملکرد آشکارساز M-AR-GLR، از نمودار احتمال آشکارسازی ( $P_D$ ) در برابر احتمال هشدار غلط ( $P_{fa}$ ) استفاده کردیم. همچنین نمونه‌های داده‌ی استفاده شده جهت بررسی آشکارساز M-AR-GLR از یک رادار موج سطحی HF و با فرکانس تکرار پالس (PRF) ۵Hz استفاده شده‌است.

در شکل ۲، اثر تغییر تعداد داده‌ی ثانویه بر روی عملکرد آشکارساز M-AR-GLR نشان داده شده‌است.

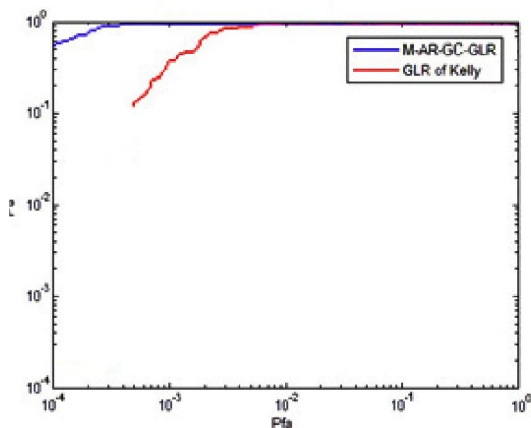
در شکل ۶، احتمال آشکارسازی بر حسب احتمال هشدار غلط برای چند نسبت سیگنال به تداخل (SNR) نشان داده شده است که همانطور که انتظار می‌رفت، با افزایش نسبت سیگنال به تداخل، بهبود می‌یابد. همچنین، در نسبت‌های سیگنال به تداخل کم، آشکارساز عملکرد مطلوبی دارد.



شکل ۶: احتمال آشکارسازی بر حسب احتمال هشدار خطا به ازای تغییرات

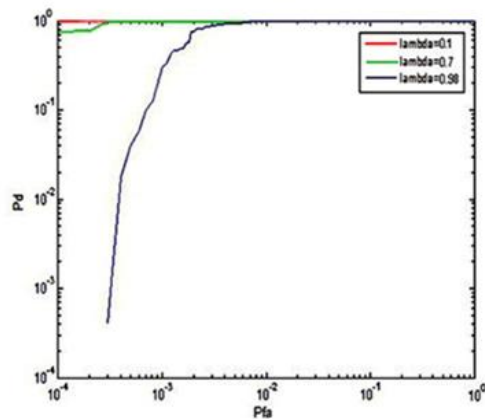
سیگنال به نویز:  $N_t=5, K=5, J=2, M=2$

در شکل ۷، آشکارساز کلی و آشکارساز M-AR-GC-GLR پیشنهادی با یکدیگر مقایسه شده‌اند که همانطور که نشان داده شده است، آشکارساز M-AR-GC-GLR بر آشکارساز کلی برتری دارد. این برتری ناشی از داشتن پیش‌آگاهی مبتنی بر AR بودن تداخل و شکل گوسی تابع همبستگی است که آشکارساز کلی از آن بی‌بهره است.



شکل ۷: مقایسه‌ی آشکارساز M-AR-GC-GLR و آشکارساز GLR

کلی:  $N_t=5, K=5, J=2, M=2$



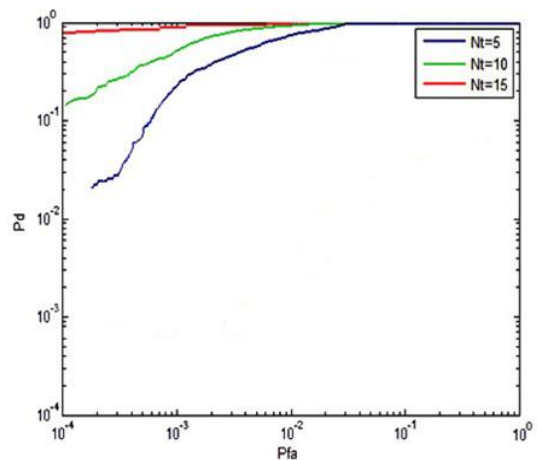
شکل ۴: احتمال آشکارسازی بر حسب احتمال هشدار خطا به ازای تغییر

وابستگی مکانی نمونه‌های دریافتی در حالت چند کانال:

$N_t=5, K=5, M=2, J=2, SNR=10 \text{ dB}, \lambda=0.1, 0.7, 0.98$

نکته‌ی قابل توجه این است که اثر تغییر میزان وابستگی نمونه‌های دریافتی نسبت به همدیگر در حالت تک کانال و چند کانال متفاوت است و همانطور که از شکل‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شود، در حالت چند کانال با کاهش آن و در حالت چند کانال با افزایش آن، عملکرد آشکارساز بهتر می‌شود. در حالت چند کانال در  $\lambda=0.1$  و در حالت تک کانال در  $\lambda=0.98$  احتمال آشکارسازی بر حسب احتمال هشدار خطا به یک می‌رسد.

در شکل ۵ اثر افزایش تعداد پالس بر روی عملکرد آشکارساز M-AR-GC-GLR نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، افزایش تعداد پالس، سبب بهبود عملکرد آشکارساز می‌شود.



شکل ۵: احتمال آشکارسازی بر حسب احتمال هشدار خطا به ازای تعداد پالس

مختلف:  $K=5, M=2, J=2, SINR=10 \text{ dB}, N_t=5, 10, 15$

## نتیجه گیری

آشکارسازی اهداف در کلاتر دریا توسط سیستم‌های راداری یک مسئله‌ی حاد و دارای پیچیدگی‌های زیادی می‌باشد. مهمترین مسئله وجود عناصر براگ در کلاتر دریا می‌باشد که مانع آشکارسازی اهداف می‌شود. همچنین آشکارسازها با فرض سفید بودن محیط تداخل، ارائه شده‌اند، لیکن در واقعیت که چنین فرضی به ندرت وجود دارد و به‌ویژه در محیط دریا عملکرد خود را از دست می‌دهند.

M-AR-GC-GLR یک آشکارساز در حالت کلی هست که با داده‌ی عملی ارزیابی نشده‌است. ما این آشکارساز را بر روی نمونه‌های کلاتر دریا که از یک رادار موج سطحی HF حاصل شده است، اعمال کردیم و عوامل مؤثر بر راندمان یک آشکارساز را در مورد آن بررسی کردیم.

مشاهده شد که عملکرد آشکارساز M-AR-GC-GLR با افزایش تعداد داده‌ی ثانویه کاهش می‌یابد که ممکن است به دلیل این باشد که با توجه به بزرگ بودن اندازه‌ی سلول در رادار موج سطحی HF از مرتبه‌ی چند کیلومتر در چند کیلومتر، افزایش تعداد داده‌ی ثانویه سبب برهم خوردن یکنواختی کلاتر دریا در اثر روبه‌رو شدن با لبه‌ی کلاتر (مانند برخورد به یک جزیره) باشد. لیکن این آشکارساز با توجه به اینکه به تعداد زیاد داده‌ی ثانویه احتیاج ندارد و بدون داده‌ی ثانویه نیز قابل تحقق است، مشکلی را ایجاد نخواهد کرد. درحالی‌که برای تحقق آشکارساز GLR کلی، بایستی تعداد داده‌ی ثانویه از تعداد پالس‌های دریافتی بیشتر باشد.

نشان دادیم که هرچقدر میزان وابستگی مکانی نمونه‌های دریافتی کمتر باشد، عملکرد آشکارساز بهتر می‌شود که ممکن است به دلیل آن باشد که در حالت تک‌کانال، چون اندازه‌ی سلول‌ها بزرگ هست (در حدود چند کیلومتر)، در نتیجه، یک رینگ کامل کلاتر دریا، توسط گیرنده‌ی رادار دریافت می‌شود. امواج دریا در قسمتی از این رینگ، به صورت پیش رونده بوده و دارای داپلر مثبت است، در قسمت دیگری، امواج به صورت دورشونده و دارای داپلر منفی می‌باشد و در قسمتی هم امواج ساکن و بدون داپلر هستند. از این رو ساختار یکنواخت کلاتر از بین می‌رود و باید برای  $\lambda$  مقادیر بزرگتری نزدیک به یک را در نظر بگیریم (مثلاً ۰/۹۸). لیکن در حالت چندکانال، اندازه‌ی سلول‌ها کاهش می‌یابد و هرسلول، خواص خود را پیدا می‌کند، از این رو،  $\lambda$  مقادیر کوچکتری نزدیک به صفر پیدا می‌کند (۰/۱).

که آشکارساز در نسبت‌های سیگنال به تداخل کم، عملکرد خود را از دست ندهد. همانطور که نشان داده شد، آشکارساز M-AR-GC-GLR در این شرایط، عملکرد مناسبی دارد.

## ضمیمه

فرآیند گسسته‌ی گوسی و مختلط برداری  $\underline{n}(n)$  یک بردار  $J \times 1$  ناشی از یک آنتن آرایه‌ی فازی خطی با  $J$  آنتن است که به شرح زیر بیان می‌شود:

$$\underline{n}(n) = -\sum_{p=1}^M A_M^H(p) \underline{n}(n-p) + \underline{u}_n(n) \quad (22)$$

که در آن  $A_M^H(p)$ ،  $P$  امین ضریب ماتریسی  $J \times J$  برای فرآیند برداری AR از مرتبه‌ی  $M$  و  $H$  نیز عملگر هرمیتی است.

$\underline{u}_k(n)$  بردار  $J \times 1$  بعدی نویز سفید گوسی با ماتریس کوواریانس  $\underline{K}_{uu}$  است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\underline{K}_{uu} = \sigma^2 \underline{I}_{J \times J} \quad (23)$$

$\sigma^2$  توان نویز و  $\underline{I}$  ماتریس همانی  $J \times J$  بعدی است. اکنون، تابع وابستگی  $(\ell)$   $R_{n_{ij}}(\ell)$  برای  $i$  امین و  $j$  امین کانال را در نظر می‌گیریم. با مدل کردن  $(\ell)$   $R_{n_{ij}}(\ell)$  می‌توان تنوعی از توزیع طیفی فرآیند را فراهم آورد. به این ترتیب تعریف می‌کنیم:

$$\begin{aligned} R_{n_{ij}}(\ell) &= E[n_i(n) n_j^*(n-\ell)] \\ &= K_{n_{ij}} f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}}) \exp(j\theta_{n_{ij}}(\ell)) \end{aligned} \quad (24)$$

که  $\lambda_{n_{ij}}$  مقدار پارامتر وابستگی زمانی در  $j \neq i$  و خود همبستگی زمانی در  $j = i$  تعریف می‌شود و بیانگر میزان وابستگی بین نمونه‌های فرآیند بین کانال‌های مختلف یا در یک کانال است.  $\ell_{n_{ij}}$  مقدار تأخیری است که نشان دهنده‌ی محل حداکثر شدن تابع  $f_n(\bullet)$  است. این مقدار برای یک کانال خاص ( $\ell_{n_{ij}} = 0$ ) صفر است؛ اما برای دو کانال مختلف لزوماً صفر نیست. چراکه ممکن است زاویه‌ی منبع تداخل عمود بر آرایه نباشد. تابع  $f_n(\bullet)$  جهت تخصیص شکل و بزرگی تابع همبستگی استفاده می‌شود. ثابت  $K_{n_{ij}}$  ضریب نرمالیزه‌ی حقیقی است. با نرمالیزه کردن به گونه‌ای که:

$$R_{n_{ij}}(0) = \rho_{n_{ij}} \sigma_{n_{ii}} \sigma_{n_{jj}} \quad (25)$$

می‌توان داشت:

رادار موج سطحی HF با سیگنال‌های تداخل بسیاری روبه‌رو است و یکی از چالش‌ها در طراحی الگوریتم آشکارسازی این است

با استفاده از معادلات یول-واکر داریم:

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \dots & R(M) \\ R(-1) & R(0) & \dots & R(M-1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R(-M) & R(-M+1) & \dots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1^H \\ A_2^H \\ \vdots \\ A_M^H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(M) \end{bmatrix} \quad (34)$$

که با استفاده از آن می‌توان، رابطه‌ی بین  $A_M^H(p)$  و  $R_{n_{ij}}(\ell)$  را با پارامترهای تابع همبستگی به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\underline{A}_n^H \underline{K}_{nn} = \left\{ \left[ \underline{K}_{uu} \right]^H \quad [0] \quad \dots \quad [0] \right\} \quad (35)$$

که در آن:

$$\underline{A}_n^H = \left\{ I \quad \underline{A}_n^H(1) \quad \dots \quad \underline{A}_n^H(M) \right\} \quad (36)$$

با حل معادله‌ی (34)، می‌توان تابع ضرایب را برحسب پارامترهای تابع همبستگی به دست آورد:

$$\begin{aligned} \underline{A}_n^H(\rho_{n_{ij}}, \lambda_{n_{ij}}, \ell_{n_{ij}}, \sigma^2, \underline{K}_{uu}) \\ = \left\{ \left[ \underline{K}_{uu} \right]^H \quad [0] \quad \dots \quad [0] \right\} \underline{K}_{nn}^{-1} \end{aligned} \quad (37)$$

در ادامه چنانچه برای  $\underline{K}_{uu}$  از رابطه‌ی (23) استفاده کنیم، رابطه‌ی (37) به صورت زیر خواهد شد:

$$\begin{aligned} \underline{A}_n^H(\rho_{n_{ij}}, \lambda_{n_{ij}}, \ell_{n_{ij}}, \sigma^2, \sigma_u^2) \\ = \sigma_u^2 \left\{ I_{J \times J} \quad [0]_{J \times J} \quad \dots \quad [0]_{J \times J} \right\} \underline{K}_{nn}^{-1} \end{aligned} \quad (38)$$

### مراجع

- [1] L. Sevgi, A. Ponsford, H. C. Chan, "An integrated maritime surveillance system based on high-frequency surface-wave radars, part 1: theoretical background and numerical simulations", IEEE Antennas and propagation Magazine, Vol. 43, No. 5, pp. 28-43., October 2001
- [2] A. Ponsford, L. Sevgi, H. C. Chan, "An integrated maritime surveillance system based on high-frequency surface-wave radars, part 2: Operational status and system performance", IEEE Antennas and propagation Magazine, Vol. 43, No. 5, pp. 52-63., October 2001
- [3] S. Kim, J. Lee, "Small Infrared Target Detection by Region-Adaptive Clutter Rejection for Sea-Based Infrared Search and Track", sensors, Vol. 14, No. 7, pp. 13210-13242, 2014

$$\begin{aligned} R_{n_{ij}}(\ell) &= \frac{\rho_{n_{ij}} \sigma_{n_{ii}} \sigma_{n_{jj}} f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}})}{f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}}) \Big|_{\ell=0}} \\ &= \frac{|\rho_{n_{ij}}| \sigma_{n_{ii}} \sigma_{n_{jj}} f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}})}{f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}}) \Big|_{\ell=0}} \exp(j(\theta_{ij}(\ell))) \end{aligned} \quad (26)$$

که طبق تعریف:

$$\rho_{n_{ij}} = |\rho_{n_{ij}}| \exp(j(\theta_{ij}(\ell))) \quad (27)$$

$\rho_{n_{ij}}$  ضریب وابستگی دو کانال را نشان می‌دهد. به این ترتیب:

$$\rho_{n_{ii}} = 1 \quad (28)$$

اما از آنجایی که:

$$\ell_{n_{ij}} = -\ell_{n_{ji}}, \lambda_{n_{ij}} = \lambda_{n_{ji}}, \rho_{n_{ij}} = \rho_{n_{ji}} \quad (29)$$

و همین طور از (26) داریم:

$$R_{n_{ij}}(\ell) = R_{n_{ji}}^*(-\ell) \quad (30)$$

البته برای  $f_n(\bullet)$  اشکال سینک و نمایی و یا گوسی پیشنهاد می‌شود که در اینجا شکل گوسی را در نظر گرفته‌ایم:

$$f_n(\lambda_{n_{ij}}, \ell - \ell_{n_{ij}}) = \left( \lambda_{n_{ij}} \right)^{\ell - \ell_{n_{ij}}} \quad (31)$$

که در نتیجه از رابطه‌ی (26) داریم:

$$R_{n_{ij}}(\ell) = \frac{|\rho_{n_{ij}}| \sigma_{n_{ii}} \sigma_{n_{jj}} \left( \lambda_{n_{ij}} \right)^{\ell - \ell_{n_{ij}}}}{\left( \lambda_{n_{ij}} \right)^{\ell_{n_{ij}}}} \quad (32)$$

در ادامه با فرض داپلر کوچک یا یکنواخت می‌توان جزء موهومی  $R_{n_{ij}}(\ell)$  را نادیده گرفت و به این ترتیب ماتریس کوواریانس تداخل  $\underline{K}_{nn}$  با استفاده از عناصر غیرموهومی برحسب  $\sigma_{n_{ii}}$ ،  $\sigma_{n_{jj}}$ ،  $\rho_{n_{ij}}$ ،  $\lambda_{n_{ij}}$  و  $\ell_{n_{ij}}$  نوشته می‌شود که با فرض تقارن عناصر به شکل زیر بازنویسی می‌شود:

$$R_{n_{ij}}(\ell) = |\rho_{n_{ij}}| \sigma^2 \left( \lambda_{n_{ij}} \right)^{\left( \ell / \ell_{n_{ij}} - 1 \right)} \quad (33)$$

- on Acoustic, Speech and Signal Processing(ICASSP), pp. 6062-6066, 2014
- [14] F. Gini, A. Farina, "Vector subspace detection in compound-Gaussian Clutter, Part I: Survey and new results", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 38, No. 4, pp. 1295 – 1311, 2002
- [15] F. Gini, A. Farina, "Vector subspace detection in compound-Gaussian Clutter, Part II: Performance analysis", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 38, No. 4, pp. 1312 –1323, 2002
- [16] G. A. Fabrizio, A. Farina, M. Turley, "Spatial adaptive subspace detection in OTH radar", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 39, No. 4, pp. 1407 –1427, 2003
- [17] P. A. Metford, S. Haykin, D. Taylor, "An Innovation Approach to Discrete Time Detection Theory", IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 28, No. 2, 1982
- [18] Q. Zhang, S. Haykin, P. Yip, "Performance Limits of the IBDA", IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 35, No. 6, 1989
- [19] D. Sengupta, S. M. Kay, "Parameter Estimation and GLRT Detection in Colored Non Gaussian Autoregressive Processes", IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 38, No. 10, 1990
- [20] A. Sheikhi, M. M. Nayebi, M. R. Aref, "Adaptive Detection Algorithm for Radar Signals in Autoregressive interference", IEE Proc. on Radar, Sonar Navigation, Vol. 145, No. 5, pp. 309-314. 1998
- [21] M. R. Moniri, M. M. Nayebi, A. Sheikhi, "A Multichannel Auto-Regressive GLR Detector for Airborne Phased Array Radar application", IEE Radar Conference., pp. 206-211, 2003
- [22] M. R. Moniri, M. M. Nayebi, A. Sheikhi, "Adaptive Signal Detection in Auto-Regressive Interference with Gaussian Spectrum, "Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering, Vol.4, No. 4, pp.140-149, 2008
- [4] Y. Li, Y. Wei, R. Xu, T. Chu, Z. Wang, "Space-Time Characteristics and Experimental Analysis of Broadbanding First-order Sea Clutter in HF Hybrid Sky-surface Wave Radar", RADIOENGINEERING, Vol. 23, No. 3, pp. 831-841, 2014
- [5] G. A. Fabrizio, A. B. Gresham, M. D. Turley, "Non-Stationary Interference Cancellation in HF Surface Wave Radar", IEEE Radar Conference, pp. 672-677, 2003
- [6] G. A. Fabrizio, "High Frequency Over-the-Horizon Radar: Fundamental Principles, Signal Processing and Practical Application", McGraw Hill Professional, 2013
- [7] I. S. Reed, J. D. Mallet, L. E. Brennan, "Rapid Convergence Rate in Adaptive Arrays", IEEE Trans. AES-10, No. 6, pp. 853, 1974
- [8] E. J. Kelly, A. Farina, "An Adaptive Detection Algorithm", IEEE Trans. AES-22, pp. 115, 1986
- [9] F. C. Robey, D. R. Fuhrmann, E. J. Kelly, R. Nitzberg, "A CFAR adaptive matched filter Detector", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 28, No. 1, pp. 208-216, 1992
- [10] J. Liu, H. Li, B. Himed, "Persymmetric Adaptive Target Detection with Distributed MIMO Radar", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 51, No. 1, pp. 484-488, 2015
- [11] Y. I. Abramovich, N. K. Spencer, S. J. Anderson, A. Y. Gorokhov, "Stochastic-constraints method in Nonstationary Hot-clutter cancellation – Part I: Fundamentals and supervised Training Applications", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 34, No. 4, pp. 1271-1292, 1998
- [12] Y. I. Abramovich, N. K. Spencer, S. J. Anderson, A. Y. Gorokhov, "Stochastic-constraints method in Nonstationary Hot-clutter cancellation – Part II: Fundamentals and supervised Training Applications", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 34, No. 4, pp. 1271-1292, 2000
- [13] G. A. Fabrizio, A. Farina, "Time-Varying STAP for Nonstationary Hot Clutter Cancellation", IEEE International Conference