

حذف کلاترزمین و جمر با استفاده از پردازش فضا- زمان وفقی بازگشتی در رادارهای هواپایه

مریم عبدالعظیمی^۱، محسن فلاح^{۲*}، رضا فاطمی مفرد^۳

۱- دانشجو، ۲- استادیار و ۳- دانشیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

(دریافت: ۱۳۹۸/۰۸/۰۴، پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۲۶)

چکیده

چالش اصلی برای رادارهای هواپایه در کشف اهداف زمینی، حذف جمر و کلاتر زمین است. روش پردازش فضا-زمان وفقی، جدیدترین روش پردازشی در مقابله با این سیگنال‌ها است. پردازشگر فضا-زمان، یک فیلتر دو بعدی ایجاد می‌کند که در فرکانس‌های زاویه‌ای و داپلری که سیگنال‌های جمر و کلاتر قرار دارند، صفر (نول) قرار می‌دهد. در محاسبه بردار وزن بهینه این فیلتر، ماتریس کوواریانس سیگنال‌های تداخل مورد نیاز است. در عمل، ماتریس کوواریانس سیگنال تداخل در اختیار نیست و می‌بایست تخمین زده شود. تخمین ماتریس کوواریانس از روی سیگنال‌های بازگشتی و با توجه به سایر سلول‌های برد غیر از سلول برد هدف (داده‌های ثانویه) صورت می‌گیرد. مشکل عمده در تخمین این ماتریس، محدود بودن تعداد داده‌های ثانویه همگن و قابل اعتماد است. روش‌های پردازش مختلفی با هدف افزایش همگرایی و کاهش حجم محاسبات ابداع شده‌اند. استفاده از فیلترهای وفقی موجب همگرایی و به‌روزرسانی سریع‌تر بردار وزن وفقی و حذف پردازش‌های ناشی از معکوس‌گیری ماتریس کوواریانس می‌شود. در این مقاله از روش بازگشتی دارای چندین شاخه پردازش موازی با رویکرد به روزرسانی توأم بردار وزن و ماتریس کاهش رتبه استفاده شده است که در مقایسه با روش‌های بازگشتی پیشین منجر به بهبود عملکرد با در اختیار داشتن تعداد محدودی از داده‌های ثانویه می‌شود.

کلید واژه‌ها: رادار هواپایه، پردازش مکان- زمان وفقی، کلاتر، روش‌های بازگشتی.

۱- مقدمه

پردازش وفقی به‌صورت قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد و باعث افزایش میزان همگرایی با دادگان ثانویه کم می‌شود. این رویکرد، پردازش STAP را با استفاده از پردازش چندشاخه‌ای^۶ (MPB) که شامل درون‌یابی، کاهش ابعاد دادگان و عملیات پالایش است، انجام می‌دهد. به‌علاوه، روش بهینه‌ای برای کاهش ابعاد دادگان با پیچیدگی محاسباتی کم برای ساختار فوق ارائه شده است. دو پیاده‌سازی وفقی با استفاده از روش حداقل‌سازی مربعات بازگشتی^۷ (RLS) و گرادیان مزدوج مقید^۸ (CCG) [3] برای ساختار پیشنهادی، پیاده‌سازی شده و عملکرد آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است.

۲- روش‌های بازگشتی اولیه استفاده‌شده در STAP

محاسبه بردار ضرایب بر اساس تخمین مستقیم ماتریس کوواریانس بار محاسباتی بالایی دارد. برای کاهش این بار محاسباتی از روش‌های RLS و LMS استفاده می‌شود [۴]

در سال‌های اخیر، روش‌های پردازش وفقی با رتبه کاهش‌یافته مبتنی بر بهینه‌سازی بازگشتی در فیلترهای وفقی و کاهش ابعاد دادگان ترکیب‌شده با روش چندتایی^۱ وفقی و روش درون‌یابی^۲ ارائه شده است. روش ارائه شده در این بخش دارای سرعت کافی و سرعت همگرایی بالایی است. در این روش‌ها، احتمال آشکارسازی با در اختیار داشتن تعداد کمی داده‌های آموزشی، بهبود می‌یابد. در این روش که JIDF^۳ نامیده می‌شود [۱]، از یک درون‌یاب و یک فیلتر کاهش رتبه به‌طور توأم در کنار گروهی از واحدهای ماتریس کاهش ابعاد دادگان^۴ به‌کار گرفته می‌شود. روش مبتنی بر JIDF کاهش رتبه یافته (RR-SJIDF)^۵ برای سامانه‌های راداری هواپایه ارائه شده است [۲] تعداد عنصرهای

* رایانامه نویسنده‌ی مسئول: mohsen_fallah@mut.ac.ir

^۱ Diversity-Combined- decimation

^۲ Interpolation

^۳ Joint Interpolation, Decimation and Filtering

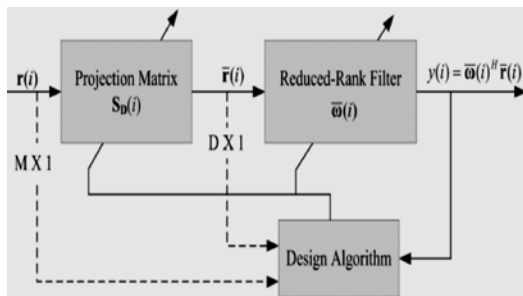
^۴ Decimation

^۵ Switched Joint Interpolation, Decimation and Filtering (RR-SJIDF)

^۶ Multiple Processing Branch (MPB)

^۷ Recursive Least Squares (RLS)

^۸ Constraint Conjugate Gradient (CCG)

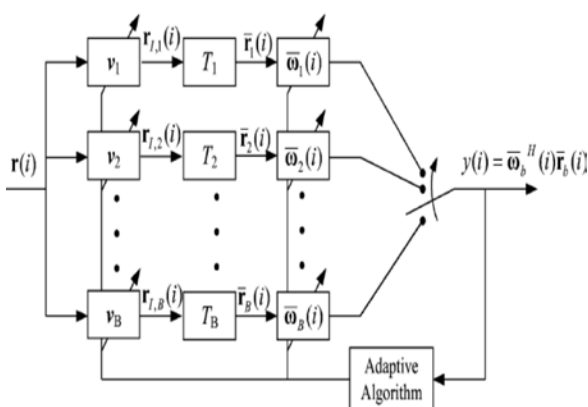


شکل (۱): ساختار پردازشگر STAP با ساختار مستقیم توأم [۱۰]

۳- الگوریتم RR-SJDF

در این بخش، سامانه پردازشی پیشنهادی در [11] که در شکل نشان داده شده است، تشریح می‌شود. در این طرح، تعداد عنصرها برای پردازش وقتی به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته است که موجب کاهش بار محاسباتی و همگرایی سریع‌تر برای کاربردهای مهم راداری می‌شود. رویکرد پیشنهادی، زیرفضای مورد نظر را با استفاده از چارچوب دارای چند شاخه پردازش (MPB) به‌دست می‌آورد. بردار دریافتی $\mathbf{r}(i) = [r_0(i), r_1(i), \dots, r_{M-1}(i)]^T$ با بعد $M \times 1$ توسط چارچوب MPB با B شاخه پردازش می‌شود که هر شاخه پردازشی فضا-زمان دارای یک فیلتر درون‌یاب، یک واحد کاهش ابعاد دادگان و یک فیلتر کاهش رتبه است. در شاخه b ام که $b \in [1, B]$ بردار دریافتی $\mathbf{r}(i)$ توسط فیلتر درون‌یاب $\bar{\mathbf{v}}_b(i) = [v_{0,b}(i), v_{1,b}(i), \dots, v_{I-1,b}(i)]^T$ به طول I فیلتر می‌شود و بردار دریافتی درون‌یابی شده با M نمونه به‌دست می‌آید که به‌صورت زیر توصیف می‌شود:

$$\mathbf{r}'_b(i) = \mathbf{V}_b^H(i) \mathbf{r}(i) \quad (1)$$



شکل (۲): ساختار کلی روش RR-SJDF [۲]

الگوریتم RLS در ازای افزایش بار محاسباتی در مقایسه با الگوریتم LMS از سرعت همگرایی بالاتر و خطای کمتری برخوردار است.

از الگوریتم RLS می‌توان در کنار روش‌های کاهش بعد استفاده نمود. از کارآمدترین روش‌های کاهش بعد استفاده از روش JDL است که در آن از فیلتر FFT در هر دو حوزه زمان و زاویه استفاده می‌شود. الگوریتم RLS بر روی دادگان پیش‌پردازش شده با استفاده از JDL اعمال می‌شود. الگوریتم روش JDL در روابط بازگشتی زیر تشریح شده است. پنجره مورد استفاده در JDL یک پنجره 3×3 می‌باشد که در آن، سلول وسط پنجره، مربوط به فرکانس داپلر هدف و فرکانس فضایی بیم اصلی آنتن می‌باشد [5].

یکی از الگوریتم‌های بازگشتی تخمین شاخص مورد نظر، استفاده از فیلترهای بردار کمکی^۱ (AVF) است [۷۶] با استفاده از بهینه‌سازی مشروط، الگوریتم بازگشتی AV با استفاده از بردار هدف شروع می‌شود و با افزودن مؤلفه‌های بردار کمکی نامتعامل^۲، یک دنباله نامتناهی تولید می‌کند که در نهایت منجر به تولید فیلتر منطبق بهینه می‌شود.

الگوریتم MSWF با استفاده از روش بازگشتی RLS در پردازشگر GSLC در مراجع [۹۰] انجام شده است.

در ادامه، رویکرد تخمین هم‌زمان ماتریس کاهش ابعاد بردار وزن به‌صورت توأم ارائه شده است [۱۰]. روش اول استفاده از اپراتور تصویر^۳ است که مبتنی بر فیلتر وقتی می‌باشد [۱]. برای پردازشگر با ساختار مستقیم که در شکل نشان داده شده است، از ماتریس $\mathbf{S}_D(i)$ با ابعاد $M \times D$ استفاده می‌شود که این ماتریس، وظیفه کاهش بعد را بر عهده دارد که بردار دادگان $\mathbf{r}(i)$ با ابعاد $M \times 1$ را به بردار دادگان $\bar{\mathbf{r}}(i)$ با رتبه کاهش یافته، تبدیل می‌نماید. فیلتر کاهش رتبه یافته $\bar{\mathbf{w}}(i)$ با بعد $D \times 1$ ، عنصرهای بردار $\bar{\mathbf{r}}(i)$ را به‌صورت خطی ترکیب نموده و خروجی $y(i)$ را تولید می‌نماید. ماتریس تصویر $\mathbf{S}_D(i)$ و بردار $\bar{\mathbf{w}}(i)$ در این ساختار به‌طور توأم با توجه به معیار حداقل واریانس مشروط^۴ (CMV) به‌صورت بهینه تعیین می‌شوند. ماتریس تصویرکننده، دارای D فیلتر تعیین می‌شود. ماتریس تصویرکننده، دارای D فیلتر است که در آن $\mathbf{S}_D(i) = [s_{1,d}(i), s_{2,d}(i), \dots, s_{M,d}(i)]^T$ با $d = 1, \dots, D$ کامل دارای بعد $M \times 1$ ماتریس $\mathbf{S}_D(i)$ به‌صورت $\mathbf{S}_D(i) = [s_1(i), s_2(i), \dots, s_D(i)]$ تعریف می‌شود.

¹ Auxiliary Vector Filters

² Non-Orthogonal Auxiliary Vector Components

³ Projection

⁴ Constraint Minimum Variance (CMV)

$$|y_b(i)|^2 = |\overline{\omega}_b^H(i) \overline{\mathbf{r}}_b(i)|^2 \quad (۶)$$

باید توجه نمود که با استفاده از \mathbf{T}_b های مختلف در هر شاخه، $\overline{\mathbf{v}}_b(i)$ و $\overline{\omega}_b(i)$ متفاوتی برای هر شاخه بدست می‌آید. بنابر این B خروجی مستقل $\{y_b(i) | b = 1, \dots, B\}$ از شاخه به دست می‌آید. خروجی $y(i)$ در انتهای ساختار MPB به صورت زیر انتخاب می‌شود:

$$|y_b(i)|^2 = |\overline{\omega}_b^H(i) \overline{\mathbf{r}}_b(i)|^2 \quad (۷)$$

9

$$y(i) = y_{b_s}(i) \text{ when } b_s = \arg \min_{1 \leq b \leq B} |y_b(i)|^2 \quad (۸)$$

که در آن B شاخصی است که توسط طراح انتخاب می‌شود. در این روش وفقی لازم است که خروجی $y_b(i) = \overline{\omega}_b^H(i) \overline{\mathbf{r}}_b(i)$ به صورت تابعی از $\overline{\mathbf{v}}_b(i)$ ، ماتریس کاهش ابعاد دادگان \mathbf{T}_b و $\overline{\omega}_b^H(i)$ توصیف شود:

$$|y_b(i)|^2 = |\overline{\omega}_b^H(i) \overline{\mathbf{r}}_b(i)|^2 \quad (۹)$$

که در آن

$$\begin{aligned} y_b(i) &= \overline{\omega}_b^H(i) \mathbf{S}_{D,b}(i) \mathbf{r}(i) \\ &= \overline{\omega}_b^H(i) \mathbf{T}_b \mathbf{R}_0(i) \overline{\mathbf{v}}_b^*(i) = \overline{\omega}_b^H(i) \overline{\mathbf{E}}_{\overline{\omega}_b}(i) \\ &= [\overline{\omega}_b^H(i) \mathbf{R}_0^T(i) \mathbf{T}_b^T \overline{\omega}_b^*(i)]^* = [\overline{\mathbf{v}}_b^H(i) \overline{\mathbf{E}}_{\overline{\omega}_b}(i)]^* \end{aligned} \quad (۱۰)$$

و $\overline{\mathbf{E}}_{\overline{\omega}_b}^H(i) = \mathbf{T}_b \mathbf{R}_0(i) \overline{\mathbf{v}}_b^*(i)$ سیگنال کاهش رتبه یافته نسبت به $\overline{\omega}_b(i)$ و $\overline{\mathbf{E}}_{\overline{\omega}_b}(i) = \mathbf{R}_0^T(i) \mathbf{T}_b^T \overline{\omega}_b^*(i)$ سیگنال کاهش رتبه یافته با توجه به $\overline{\mathbf{v}}_b(i)$ را نشان می‌دهد. رابطه (۴-۲۵) نشان می‌دهد که کاهش ابعاد صورت گرفته توسط این روش مبتنی بر یافتن $\overline{\mathbf{v}}_b(i)$ ، $\overline{\omega}_b(i)$ و \mathbf{T}_b است. در ادامه بهینه‌سازی توأم $\overline{\mathbf{v}}_b(i)$ و $\overline{\omega}_b(i)$ و طراحی ماتریس کاهش ابعاد دادگان \mathbf{T}_b بیان می‌شود.

۳-۱- الگوریتم RR-SJDF

در این بخش، الگوریتم بهینه‌سازی توأم و بازگشتی که در آن شاخص های فیلتر درون‌یابی و فیلتر کاهش رتبه یافته توسط ماتریس کاهش ابعاد دادگان تولید می‌شود، شرح داده می‌شود. با توجه به معیار MVDR، مسأله بهینه‌سازی به صورت زیر بیان می‌شود:

که در آن ماتریس $M \times M$ کانولوشن توپلیتز^۱ $\mathbf{V}_b(i)$ به صورت زیر است:

$$\mathbf{V}_b(i) = \begin{bmatrix} v_{0,b}(i) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & v_{0,b}(i) & \dots & 0 \\ v_{l-1,b}(i) & \vdots & \dots & 0 \\ 0 & v_{l-1,b}(i) & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & v_{0,b}(i) \end{bmatrix} \quad (۲)$$

به منظور تسهیل توصیف این طرح، بردار $\mathbf{r}'_b(i)$ به روش بازگشتی توصیف می‌شود که برای بیان روابط مناسب‌تر است:

$$\mathbf{r}'_b(i) = \mathbf{V}_b^H(i) \mathbf{r}(i) = \mathbf{R}_0(i) \overline{\mathbf{v}}_b^*(i) \quad (۳)$$

ماتریس $\mathbf{R}_0(i)$ با ابعاد $M \times I$ با نمونه‌های $\mathbf{r}(i)$ دارای ساختار هنکل^۲ می‌باشد و به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$\mathbf{R}_0(i) = \begin{bmatrix} r_0(i) & r_1(i) & \dots & r_{l-1}(i) \\ r_1(i) & r_2(i) & \dots & r_l(i) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{M-l}(i) & r_{M-l+1}(i) & \dots & r_{M-1}(i) \\ r_{M-l+1}(i) & r_{M-l+2}(i) & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{M-2}(i) & r_{M-1}(i) & 0 & 0 \\ r_{M-1}(i) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (۴)$$

کاهش رتبه با استفاده از واحد کاهش ابعاد دادگان توسط ماتریس کاهش ابعاد دادگان \mathbf{T}_b با ابعاد $D \times M$ صورت می‌پذیرد که بردار $\mathbf{r}_b(i)$ را به بردار $\overline{\mathbf{r}}_b(i)$ با $b = 1, \dots, B$ تصویر می‌نماید که در آن، $D = M/L$ رتبه و L عامل کاهش ابعاد دادگان است. بردار $\overline{\mathbf{r}}_b(i)$ با ابعاد برای شاخه b به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$\overline{\mathbf{r}}_b(i) = \underbrace{\mathbf{T}_b \mathbf{V}_b^H(i)}_{\mathbf{S}_{D,b}(i)} \mathbf{r}(i) = \mathbf{T}_b \mathbf{r}'_b(i) = \mathbf{T}_b \mathbf{R}_0(i) \overline{\mathbf{v}}_b^*(i) \quad (۵)$$

که در آن $\mathbf{S}_{D,b}(i)$ ، ماتریس تصویر معادل است و بردار $\overline{\mathbf{r}}_b(i)$ مربوط به شاخه b برای حداقل نمودن توان خروجی شاخه b استفاده می‌شود که این خروجی به صورت زیر بیان می‌شود:

^۱ Toeplitz

^۲ Hankel

که در آن $\mathbf{R}_{\bar{w}_b} = E \left[\bar{\mathbf{E}}_{\bar{w}_b}(i) \bar{\mathbf{E}}_{\bar{w}_b}^H(i) \right]$ است.

توجه کنید که بهینه‌سازی توأم بازگشتی برای فیلترهای درون‌یابی $\{\bar{\mathbf{v}}_b(i) | b = 1, \dots, B\}$ و فیلترهای کاهش رتبه یافته $\{\bar{\mathbf{w}}_b(i) | b = 1, \dots, B\}$ به صورت جداگانه برای تمامی شاخه‌ها انجام می‌شود.

۳-۲- طراحی واحد کاهش ابعاد دادگان

در این بخش، دو راهبرد طراحی واحد کاهش ابعاد دادگان $\mathbf{T}_b(i)$ توصیف می‌شود. طراحی $\mathbf{T}_b(i)$ را به این صورت محدود می‌نماییم که عناصر این ماتریس تنها مقادیر صفر یا یک را داشته باشند. بنابراین در ماتریس کاهش ابعاد، نمونه‌های سیگنال یا در نظر گرفته می‌شوند یا اینکه کنار گذاشته می‌شوند. راهبرد اول به طور جامع تمامی الگوهای کاهش ابعاد را جستجو می‌کند که در آن نمونه D از M نمونه انتخاب می‌شود. این راهبرد، یک رویکرد بهینه است. در اینجا، طرح را می‌توان به‌عنوان یک مسأله ترکیبی در نظر گرفت که در آن تعداد کل الگوها B برابر است با:

$$B = M \cdot (M-1) \dots (M-D+1) = \binom{M}{D} \quad (17)$$

با این وجود، پیاده‌سازی طرح بهینه کاهش ابعاد که در بالا به آن اشاره شد، در عمل بسیار پیچیده است. چرا که به D جایگشت از M نمونه در هر snapshot نیاز است و از این رو به یک جستجو جامع برای تمامی الگوها نیاز خواهد داشت. با در نظر گرفتن این مشکل، به یک طرح جایگزین کاهش ابعاد با پیچیدگی محاسباتی کمتر نیاز است. الگوی کاهش ابعاد دوم که PSDU^۱ نامیده می‌شود، ارائه می‌گردد. در روش PSDU از ساختاری استفاده می‌شود که به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$\mathbf{T}_b = [\varphi_{b,1} \ \varphi_{b,2} \ \dots \ \varphi_{b,D}] \quad (18)$$

که در آن بردار $\varphi_{b,d}$ با ابعاد $M \times 1$ ، d امین بردار پایه در $d=1, \dots, D$ و $b=1, \dots, B$ و از یک عدد $M-1$ تا صفر به صورت زیر تشکیل یافته است:

$$\varphi_{b,d} = [\underbrace{\mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}}_{z_{b,d}}, \mathbf{1}, \underbrace{\mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}}_{M-z_{b,d}-1}] \quad (19)$$

که در آن $z_{b,d}$ تعداد صفرها قبل از عدد ۱ است. مقدار $z_{b,d}$ به صورت قطعی از قبل تعیین می‌شود که به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\min E \left[\left| \bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \mathbf{T}_b \mathbf{R}_0(i) \bar{\mathbf{v}}_b^*(i) \right|^2 \right] \quad (11)$$

$$\text{subject to } \bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \mathbf{T}_b \mathbf{S}_0(i) \bar{\mathbf{v}}_b^*(i) = 1 \quad b = [1, \dots, B]$$

که در آن \mathbf{S}_0 ماتریس هدایت $M \times I^1$ بعدی با ساختار هنگل مشابه ماتریس \mathbf{R}_0 است:

$$\mathbf{S}_0(i) = \begin{bmatrix} s_0(i) & s_1(i) & \dots & s_{I-1}(i) \\ s_1(i) & s_2(i) & \dots & s_I(i) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ s_{M-I}(i) & s_{M-I+1}(i) & \dots & s_{M-1}(i) \\ s_{M-I+1}(i) & s_{M-I+2}(i) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ s_{M-2}(i) & s_{M-1}(i) & 0 & 0 \\ s_{M-1}(i) & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

تابع هزینه مشروط در رابطه ۱۱ را می‌توان به یک مسئله بدون شرط با استفاده از اعمال ضریب لاگرانژ تبدیل نمود. رابطه مورد نظر به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$E \left[\left| \bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \mathbf{T}_b \mathbf{R}_0(i) \bar{\mathbf{v}}_b^*(i) \right|^2 \right] + 2R \left\{ \lambda \left[\bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \mathbf{T}_b \mathbf{S}_0(i) \bar{\mathbf{v}}_b^*(i) - 1 \right] \right\} \quad (13)$$

که در آن λ ضریب لاگرانژ است. با ثابت نگه داشتن $\bar{\mathbf{w}}_b(i)$ یا $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ در رابطه ۱۳ به ترتیب به معادلات زیر می‌رسیم:

$$L(\bar{\mathbf{v}}_b(i)) = E \left[\left| \bar{\mathbf{v}}_b^H(i) \bar{\mathbf{E}}_{\bar{v}_b}(i) \right|^2 \right] + 2R \left\{ \lambda_{\bar{v}_b} \left[\bar{\mathbf{v}}_b^H(i) \bar{\mathbf{S}}_{\bar{v}_b}(i) - 1 \right] \right\} \quad (14)$$

$$L(\bar{\mathbf{w}}_b(i)) = E \left[\left| \bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \bar{\mathbf{E}}_{\bar{w}_b}(i) \right|^2 \right] + 2R \left\{ \lambda_{\bar{w}_b} \left[\bar{\mathbf{w}}_b^H(i) \bar{\mathbf{S}}_{\bar{w}_b}(i) - 1 \right] \right\}$$

که در آن $\bar{\mathbf{S}}_{\bar{w}_b}(i) = \mathbf{T}_b \mathbf{S}_0(i) \bar{\mathbf{v}}_b^*(i)$ و $\bar{\mathbf{S}}_{\bar{v}_b}(i) = \mathbf{S}_0^T(i) \mathbf{T}_b^T \bar{\mathbf{w}}_b^*(i)$ بردار هدایت کاهش رتبه یافته با توجه به $\bar{\mathbf{w}}_b(i)$ و $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ و ضرایب لاگرانژ به ترتیب برای $\bar{\mathbf{w}}_b(i)$ و $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ با حداقل نمودن $L(\bar{\mathbf{v}}_b(i))$ و حل آن برای $\lambda_{\bar{v}_b}$ به دست می‌آوریم:

$$\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \frac{\mathbf{R}_{\bar{v}_b}^{-1} \bar{\mathbf{S}}_{\bar{v}_b}(i)}{\bar{\mathbf{S}}_{\bar{v}_b}^H(i) \mathbf{R}_{\bar{v}_b}^{-1} \bar{\mathbf{S}}_{\bar{v}_b}(i)} \quad (15)$$

که در آن $\mathbf{R}_{\bar{v}_b} = E \left[\bar{\mathbf{E}}_{\bar{v}_b}(i) \bar{\mathbf{E}}_{\bar{v}_b}^H(i) \right]$ با حداقل نمودن $L(\bar{\mathbf{w}}_b(i))$ و حل آن برای $\lambda_{\bar{w}_b}$ عبارت زیر برای $\bar{\mathbf{w}}_b(i)$ به دست می‌آید:

$$\bar{\mathbf{w}}_b(i) = \frac{\mathbf{R}_{\bar{w}_b}^{-1} \bar{\mathbf{S}}_{\bar{w}_b}(i)}{\bar{\mathbf{S}}_{\bar{w}_b}^H(i) \mathbf{R}_{\bar{w}_b}^{-1} \bar{\mathbf{S}}_{\bar{w}_b}(i)} \quad (16)$$

² Presorted Decimation Unit (PSDU)

¹ Steering Matrix

$$\bar{\mathbf{k}}_{\bar{v},b}(i) = \frac{\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i-1)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(i)}{\alpha + \bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}^H(i)\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i-1)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(i)} \quad (۲۳)$$

$$\bar{\mathbf{k}}_{\bar{\omega},b}(i) = \frac{\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i-1)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(i)}{\alpha + \bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}^H(i)\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i-1)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(i)}$$

و بنابراین $\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i)$ و $\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i)$ به صورت بازگشتی به ترتیب زیر توصیف می‌شوند:

$$\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i) = \alpha^{-1}\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i-1) - \alpha^{-1}\bar{\mathbf{k}}_{\bar{v},b}(i)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(i)\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i-1) \quad (۲۴)$$

$$\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i) = \alpha^{-1}\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i-1) - \alpha^{-1}\bar{\mathbf{k}}_{\bar{\omega},b}(i)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(i)\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i-1)$$

که در آن مقدار اولیه $\mathbf{P}_{\bar{v},b}(0)$ و $\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(0)$ به صورت ماتریس $\mathbf{I}\delta^{-1}$ که در آن δ مقدار مثبت کوچک و \mathbf{I} ماتریس واحد است. ذکر این مطلب ارزشمند است که $\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}^H(i)$ ، $\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}^H(i)$ و $\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}^H(i)$ و $\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}^H(i)$ همزمان با $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ و $\bar{\omega}_b(i)$ بایستی به روز شوند چرا که به ترتیب به $\bar{\omega}_b(i)$ و $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ وابسته هستند. خروجی در انتهای روش MPB، $y(i)$ است که به صورت زیر انتخاب می‌شود:

$$y(i) = y_{b_s}(i) \text{ when } b_s = \arg \min_{1 \leq b \leq B} |y_b(i)|^2 \quad (۲۵)$$

که در آن

$$y_b(i) = \bar{\omega}_b^H(i)\mathbf{T}_b\mathbf{R}_0(i)\bar{\mathbf{v}}_b^*(i) \quad (۲۶)$$

۴-۳- استفاده از CCG در الگوریتم RR-SJIDF

در اینجا، از الگوریتم CCG [13] به جای RLS در روش RR-SJIDF STAP استفاده می‌شود. با توجه به روابطی که در بخش قبلی بر مبنای معیار MV مشروط به دست آمد، دو بردار واسطه وزنی مبتنی بر CG نام دارند، تعریف می‌شوند. از این دو بردار برای حل معادلات و کاهش حجم محاسبات استفاده می‌شود. بنابراین دو عبارت $\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \bar{\mathbf{v}}_b(i) / (\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}^H(i)\bar{\mathbf{v}}_b(i))$ و $\bar{\omega}_b(i) = \bar{\omega}_b(i) / (\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}^H(i)\bar{\omega}_b(i))$ جواب معادلات $\bar{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}\bar{\omega}_b(i) = \bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i)$ و $\bar{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i)$ ، $\bar{\omega}_b(i)$ و $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ از حل دو مسئله بهینه‌سازی زیر به دست می‌آیند [12,14]:

$$\Phi(\bar{\mathbf{v}}_b) = \bar{\mathbf{v}}_b^H(i)\bar{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}\bar{\mathbf{v}}_b(i) + 2R \left\{ \bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}^H(i)\bar{\mathbf{v}}_b(i) \right\} \quad (۲۷)$$

$$\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \arg \min_{\bar{\mathbf{v}}_b \in \mathbb{C}^{1 \times 1}} \Phi(\bar{\mathbf{v}}_b)$$

و

$$z_{b,d} = \frac{M}{D} \times (d-1) + (b-1) \quad (۲۰)$$

شایان به ذکر است که طرح های دیگری را نیز می‌توان در این راستا مورد بررسی قرار داد که حد واسطی را بین حجم محاسبات و عملکرد ایجاد نماید.

۳-۳- استفاده از الگوریتم وفقی بازگشتی در RR-SJIDF

در این بخش الگوریتم RLS که در آن ضرایب فیلترهای درون‌یابی $\{\bar{\mathbf{v}}_b(i) | b=1, \dots, B\}$ و فیلترهای کاهش رتبه $\{\bar{\omega}_b(i) | b=1, \dots, B\}$ مبتنی بر توابع هزینه LS به صورت وفقی تعیین می‌شوند، توصیف می‌گردد که در آن توابع هزینه LS به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$L_{LS}(\bar{\mathbf{v}}_b(i)) = \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \left[\left| \bar{\mathbf{v}}_b^H(n)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(n) \right|^2 \right] + 2R \left\{ \lambda_{\bar{v},b} \left[\bar{\mathbf{v}}_b^H(n)\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(n) - 1 \right] \right\} \quad (۲۱)$$

$$L_{LS}(\bar{\omega}_b(i)) = \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n} \left[\left| \bar{\omega}_b^H(n)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(n) \right|^2 \right] + 2R \left\{ \lambda_{\bar{\omega},b} \left[\bar{\omega}_b^H(n)\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(n) - 1 \right] \right\}$$

که در آن α فاکتور فراموشی^۱ است. با محاسبه گرادینان $L_{LS}(\bar{\mathbf{v}}_b(i))$ و $L_{LS}(\bar{\omega}_b(i))$ و برابر قرار دادن آن‌ها با مقدار صفر و حل $\lambda_{\bar{v},b}$ و $\lambda_{\bar{\omega},b}$ داریم:

$$\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \frac{\hat{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}^{-1}\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i)}{\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}^H(i)\hat{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}^{-1}\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i)} \quad (۲۲)$$

$$\bar{\omega}_b(i) = \frac{\hat{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}^{-1}\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i)}{\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}^H(i)\hat{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}^{-1}\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i)}$$

که در آن $\hat{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}^{-1} = \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n}\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(n)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}^H(n)$ و $\hat{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}^{-1} = \sum_{n=1}^i \alpha^{i-n}\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(n)\bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}^H(n)$ میانگین در طول زمان را به ترتیب برای $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ و $\bar{\omega}_b(i)$ نشان می‌دهند. با استفاده از لم معکوس‌سازی ماتریس و تعریف $\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i) = \hat{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}^{-1}(i)$ و $\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i) = \hat{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}^{-1}(i)$ و بردارهای بهره $\bar{\mathbf{k}}_{\bar{v},b}(i)$ و $\bar{\mathbf{k}}_{\bar{\omega},b}(i)$ به صورت زیر بیان می‌شوند:

¹ Least Squares

² Forgetting Factor

$$\beta_{\bar{v},b}(i) = \frac{\mathbf{g}_{\bar{v},b}^H(i-1) [\mathbf{g}_{\bar{v},b}(i) + \lambda_f \bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i) - \mathbf{g}_{\bar{v},b}(i-1)]}{\mathbf{g}_{\bar{v},b}^H(i-1) \mathbf{g}_{\bar{v},b}(i-1)} \quad (31)$$

$$\beta_{\bar{\omega},b}(i) = \frac{\mathbf{g}_{\bar{\omega},b}^H(i-1) [\mathbf{g}_{\bar{\omega},b}(i) + \lambda_f \bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i) - \mathbf{g}_{\bar{\omega},b}(i-1)]}{\mathbf{g}_{\bar{\omega},b}^H(i-1) \mathbf{g}_{\bar{\omega},b}(i-1)}$$

بنابراین فیلترهای درون‌یابی $\bar{\mathbf{v}}_b(i)$ و فیلترهای کاهش‌رتبه

یافته $\bar{\omega}_b(i)$ را می‌توان مبتنی بر بردارهای وزنی روش CG بصورت زیر بیان نمود:

$$\bar{\mathbf{v}}_b(i) = \tilde{\mathbf{v}}_b(i) / (\bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}^H(i) \tilde{\mathbf{v}}_b(i)) \quad (32)$$

$$\bar{\omega}_b(i) = \tilde{\omega}_b(i) / (\bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}^H(i) \tilde{\omega}_b(i))$$

۴- سناریوی شبیه‌سازی شده و شاخص‌های راداری

در این بخش، شاخص‌های الگوریتم‌های وفقی توأم RR-SJIFF-RRS و RLS و RR-SJIFF-CCG که دارای چند شاخه پردازشی هستند، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و شاخص‌های بهینه از روی شبیه‌سازی‌ها تعیین می‌شود.

در ادامه عملکرد این الگوریتم‌ها با الگوریتم‌های وفقی پیشین شامل الگوریتم RLS با رتبه کامل، JDL-MSWF، JDL-RLS و AVF و پردازشگر با ساختار مستقیم بهینه‌سازی توأم با استفاده از الگوریتم RLS مقایسه خواهد شد. در پایان، الگوریتم RR-SJIFF STAP با استفاده از داده‌های راداری شبیه‌سازی شده مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

شاخص‌های مربوط به سکوی رادار شبیه‌سازی شده در جدول (۱) نشان داده شده است. نویز حرارتی شبیه‌سازی شده، یک نویز سفید گوسی با توان واحد است. برای همه شبیه‌سازی‌ها از ترکیب دو جمر باند پهن در زوایای ۴۵ و ۶۰- درجه با نسبت جمر به نویز (JNR) ۴۰ دسی‌بل استفاده شده است. همچنین نسبت توان کلاتر به توان نویز حرارتی (CNR) در شبیه‌سازی‌ها برابر ۴۰ دسی‌بل است.

حداکثر تعداد داده‌های ثانویه که برای تخمین ماتریس کوواریانس استفاده شده است شامل دادگان $K=100$ سلول برد می‌باشد. تمام نتایج این مقاله، حاصل میانگین ۱۰۰۰ اجرای مستقل مونت‌کارلو است.

$$\Phi(\tilde{\omega}_b) = \tilde{\omega}_b^H(i) \bar{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b} \tilde{\omega}_b(i) + 2R \left\{ \bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}^H(i) \tilde{\omega}_b(i) \right\} \quad (28)$$

$$\tilde{\omega}_b(i) = \arg \min_{\tilde{\omega}_b \in \mathcal{C}^{I \times 1}} \Phi(\tilde{\omega}_b)$$

که در آن $\Phi(\tilde{\omega}_b)$ و $\Phi(\tilde{\mathbf{v}}_b)$ توابع هزینه به ترتیب برای $\tilde{\omega}_b(i)$ و $\tilde{\mathbf{v}}_b(i)$ هستند. ماتریس‌های همبستگی $\bar{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b}$ و $\bar{\mathbf{R}}_{\bar{v},b}$ به ترتیب توسط روابط زیر تخمین زده می‌شوند:

$$\hat{\bar{\mathbf{R}}}_{\bar{v},b}(i) = \lambda_f \hat{\bar{\mathbf{R}}}_{\bar{v},b}(i-1) + \bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}(i) \bar{\mathbf{F}}_{\bar{v},b}^H(i) \quad (29)$$

$$\hat{\bar{\mathbf{R}}}_{\bar{\omega},b}(i) = \lambda_f \hat{\bar{\mathbf{R}}}_{\bar{\omega},b}(i-1) + \bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}(i) \bar{\mathbf{F}}_{\bar{\omega},b}^H(i)$$

که در آن λ_f ، فاکتور فراموشی است. $\mathbf{g}_{\bar{\omega},b}$ و $\mathbf{g}_{\bar{v},b}$ را به ترتیب به عنوان بردارهای باقی‌مانده به صورت زیر تعریف می‌نماییم:

$$\mathbf{g}_{\bar{v},b} = -\nabla \Phi(\tilde{\mathbf{v}}_b) = \bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i) - \bar{\mathbf{R}}_{\bar{v},b} \tilde{\mathbf{v}}_b(i) \quad (30)$$

و

$$\mathbf{g}_{\bar{\omega},b} = -\nabla \Phi(\tilde{\omega}_b(i)) = \bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i) - \bar{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b} \tilde{\omega}_b(i) \quad (31)$$

بنابراین بردارهای وزنی $\tilde{\omega}_b(i)$ و $\tilde{\mathbf{v}}_b(i)$ مبتنی بر روش CG با روش بازگشتی به صورت زیر بیان می‌شوند [13]:

$$\tilde{\mathbf{v}}_b(i) = \tilde{\mathbf{v}}_b(i-1) + \alpha_{\bar{v},b}(i) \mathbf{P}_{\bar{v},b}(i) \quad (32)$$

$$\tilde{\omega}_b(i) = \tilde{\omega}_b(i-1) + \alpha_{\bar{\omega},b}(i) \mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i)$$

که در آن‌ها $\alpha_{\bar{v},b}(i)$ و $\alpha_{\bar{\omega},b}(i)$ مقدار گام را نشان می‌دهند. $\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i)$ و $\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i)$ نیز بردارهای جهت را نشان می‌دهند. با توجه به عبارات $\alpha_{\bar{v},b}(i)$ ، $\alpha_{\bar{\omega},b}(i)$ ، $\mathbf{P}_{\bar{v},b}(i)$ و $\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i)$ به ترتیب با روابط زیر به دست می‌آیند.

$$\alpha_{\bar{v},b}(i) = \left\{ \lambda_f \left[\mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i) - \mathbf{g}_{\bar{v},b}^H(i-1) - \mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i) \bar{\mathbf{s}}_{\bar{v},b}(i) \right] - \eta_{\bar{v}} \mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i) \mathbf{g}_{\bar{v},b}(i-1) \right\} \times \left[\mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i) \bar{\mathbf{R}}_{\bar{v},b} \mathbf{P}_{\bar{v},b}(i) \right]^{-1}$$

$$\alpha_{\bar{\omega},b}(i) = \left\{ \lambda_f \left[\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i) - \mathbf{g}_{\bar{\omega},b}^H(i-1) - \mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i) \bar{\mathbf{s}}_{\bar{\omega},b}(i) \right] - \eta_{\bar{\omega}} \mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i) \mathbf{g}_{\bar{\omega},b}(i-1) \right\} \times \left[\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i) \bar{\mathbf{R}}_{\bar{\omega},b} \mathbf{P}_{\bar{\omega},b}(i) \right]^{-1} \quad (33)$$

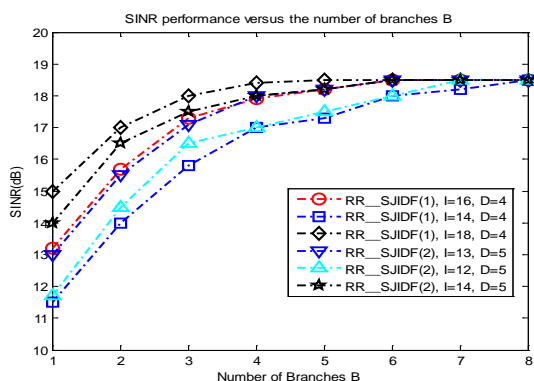
$$\mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i) = \mathbf{g}_{\bar{v},b}^H(i-1) + \beta_{\bar{v},b}(i-1) \mathbf{P}_{\bar{v},b}^H(i-1)$$

$$\mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i) = \mathbf{g}_{\bar{\omega},b}^H(i-1) + \beta_{\bar{\omega},b}(i-1) \mathbf{P}_{\bar{\omega},b}^H(i-1)$$

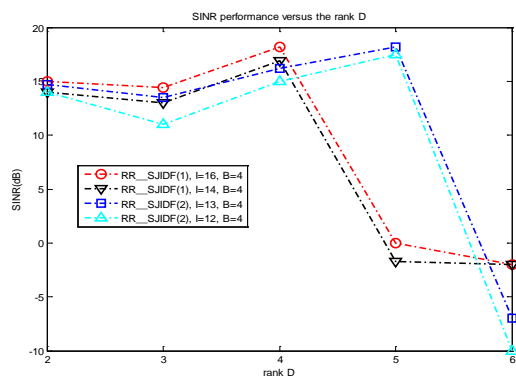
که در آن $0 \leq \eta_{\bar{v}}, \eta_{\bar{\omega}} \leq 0.5$ ، $\beta_{\bar{v},b}(i)$ و $\beta_{\bar{\omega},b}(i)$ به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

تعداد عنصرها $N=10$ و تعداد پالسها $M=8$ و در پیکربندی دوم $N=10$ و $M=8$ است. ارزیابی عملکرد SINR بر حسب تعداد شاخه‌ها (B) در شکل (۳) نشان داده شده است. الگوریتم RR-SJIDF-RLS برای مقادیر مختلف I و D در هر دو تنظیمات آنتن مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم RR-SJIDF-RLS با استفاده از $B=4$ ، تقریباً عملکردی مشابه با استفاده از بیش از ۴ شاخه دارد. بنابراین معمولاً برای داشتن بهترین مصالحه بین کارایی و پیچیدگی، $B=4$ انتخاب می‌شود.

در شکل (۴) عملکرد SINR بر حسب مرتبه‌ی D نشان داده شده است. از روی این شکل می‌توان فهمید که برای پیکربندی اول آنتن، پردازشگر چندشاخه به ازای $D=4$ بهترین عملکرد را برای $I=16$ و $B=4$ و برای پیکربندی دوم آنتن، بهترین عملکرد را به ازای $D=5$ و $I=13$ دارد. این نتایج، نشان می‌دهد که انتخاب مرتبه‌های I و D، ارتباط بسیار نزدیکی با پیکربندی آنتن دارد و به عبارتی به ساختار سیگنال دریافتی مرتبط است.



شکل (۳): عملکرد SINR بر حسب تعداد شاخه‌ها (B)، با مقادیر مختلف I و D، $N \times M = 80$ ، $a = 0.9998$ و $K = 100$ داده ثانویه. در این شکل، (1) مربوط به $N=10$ و $M=8$ ، و (2) مربوط به $N=8$ و $M=10$ است.



شکل (۴): عملکرد SINR بر حسب مرتبه (D)، با $N \times M = 80$ ، $\alpha = 0.9998$ و $K=100$ داده ثانویه. در این شکل (1) مربوط به $N=10$ و $M=8$ ، و (2) مربوط به $N=8$ و $M=10$ است.

جدول (۱): شاخص‌های راداری مورد استفاده در شبیه‌سازی‌ها.

مقدار	شاخص
۵۰۰ MHz	فرکانس حامل
دید از پهلو	نحوه قرارگیری آنتن روی سکو
$\lambda/2$	فاصله بین عنصرهای آرایه
Uniform	الگوی آنتن فرستنده
صفر درجه	زاویه سمت پرتو اصلی آنتن
۳۶۰ Hz	فرکانس تکرار پالس (PRF)
54 m/s	سرعت سکو
۱۰۰۰ m	ارتفاع سکو
۱۰۰ Hz	فرکانس داپلر هدف
واحد	توان نویز حرارتی (σ_n^2)
۴۰ dB	نسبت توان کلاتر به نویز حرارتی (CNR)
-۵۶۰	زاویه ورود جمر اول
۴۰ dB	نسبت توان جمر اول به نویز حرارتی (JNR)
۴۵°	زاویه ورود جمر دوم
۴۰ dB	نسبت توان جمر دوم به نویز حرارتی (JNR)
۴	تعداد عنصرهای عمودی آرایه
$N=10$	تعداد عنصرهای افقی در سناریوی اول
$M=8$	تعداد پالس در سناریوی اول
$N=8$	تعداد عنصرهای افقی در سناریوی دوم
$M=10$	تعداد پالس در سناریوی دوم

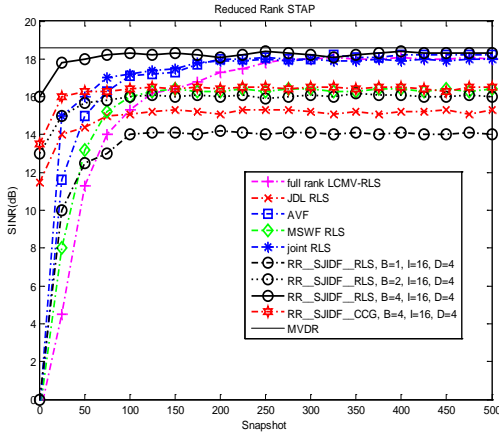
۱-۴- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی تأثیر شاخص‌ها در عملکرد الگوریتم RR-SJIFF معیار بهبود SINR برای تعداد $K=100$ داده ثانویه استفاده شده است. این شاخص‌ها شامل تعداد شاخه‌ها (B)، رتبه استفاده شده (D)، و رتبه درون‌یاب (I) است. برای مقایسه عملکرد RR-SJIDF با دیگر روش‌های STAP وفقی نیز از سه معیار استفاده شده است. این سه معیار عبارت‌اند از: بهبود SINR به‌ازای تعداد متغیری از دادگان ثانویه، احتمال آشکارسازی برای تعداد $K=50$ داده ثانویه و بهبود SINR در فرکانس‌های مختلف برای تعداد $K=100$ داده ثانویه.

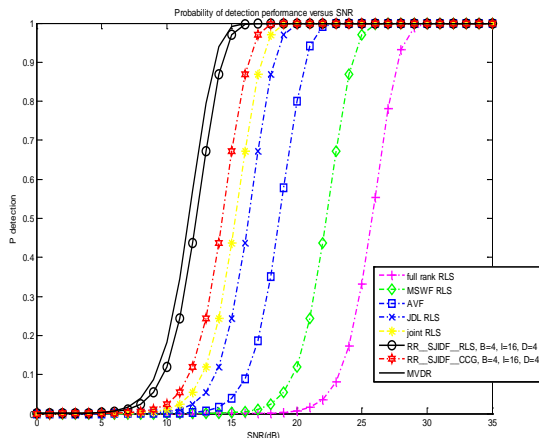
۲-۴- تنظیم شاخص‌ها

اولین ارزیابی در این بخش، بررسی میزان بهبود SINR در ساختار RR-SJIDF برای انتخاب‌های مختلف تعداد شاخه‌های پردازشی (B)، رتبه استفاده‌شده (D) و رتبه درون‌یاب (I) است. به این منظور، از ساختار RR-SJIDF با الگوریتم RLS در دو پیکربندی آنتن با $N \times M = 80$ استفاده می‌شود. در پیکربندی اول،

شبه‌سازی شده است. مقدار SNR در صفر دسیبل تنظیم شده است. این نمودارها، نشان‌دهنده عملکرد عالی الگوریتم پیشنهادی است که سریع‌تر از سایر طرح‌ها همگرا می‌شود.



شکل (۶): عملکرد SINR بر حسب تعداد داده ثانویه با $N \times M = 80$. تمام الگوریتم‌ها با یک ماتریس همبستگی مقیاس‌بندی شده $\delta^{-1}I$ مقداردهی اولیه شده که δ یک عدد ثابت کوچک است.



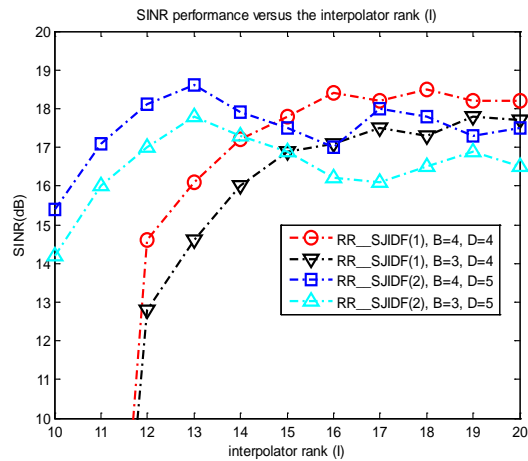
شکل (۷): احتمال آشکارسازی بر حسب SNR با $N \times M = 80$ و $P_{FA} = 10^{-6}$. $\alpha = 0.9998$ ، $K = 50$ داده ثانویه و

وقتی تعداد شاخه‌ها $B = 4$ باشد، RR-SJIDF بعد از ۵۰ داده ثانویه به عملکرد MVDR بهینه نزدیک می‌شود. همان‌طور که انتظار می‌رود، با افزایش تعداد شاخه‌ها، عملکرد SINR پایدار بهبود می‌یابد.

۴-۴- پیاده‌سازی عملکرد روش جدید با روش‌های قبلی در احتمال آشکارسازی

در این بخش، احتمال آشکارسازی هدف (P_D) بر حسب نسبت سیگنال به نویز (SNR) را برای روش‌های مختلفی مقایسه می‌کنیم. فیلترهای مختلف با ضرایب $\bar{\omega}(i)$ ، تخمینی را جهت تعیین حضور یا عدم حضور هدف فراهم می‌کنند. در شکل ۷، P_D

از این رو اگر ساختار سیگنال دریافتی به خوبی بررسی شده باشد، عملکرد الگوریتم STAP با رتبه کاهش‌یافته را می‌تواند بیشتر بهبود داد. در بررسی بعدی، عملکرد SINR بر حسب مرتبه‌ی درون‌یاب (I) را برای الگوریتم RR-SJIDF-RLS پیشنهادی با مقادیر مختلف B و D ارزیابی می‌کنیم. نتایج این ارزیابی در شکل ۵ نشان داده شده است. طرح پیشنهادی می‌تواند کارایی را بهبود بخشیده و سریع‌تر همگرا شود اگر قادر به ساخت یک نگاشت زیرفضای



شکل (۵): عملکرد SINR بر حسب مرتبه‌ی درون‌یاب (I)، با $N \times M = 80$ ، $\alpha = 0.9998$ و $K = 100$ داده ثانویه. شکل (۱) مربوط به $N = 10$ و شکل (۲) مربوط به $N = 10$ و $M = 8$ است.

مناسب با ضرایب مناسب $\bar{\omega}_b(i)$ و $\bar{v}_b(i)$ باشد. با توجه به این امر و در نظر گرفتن کمترین پیچیدگی محاسباتی، برای پیکربندی اول آنتن، $I = 16$ ، $D = 4$ و برای پیکربندی دوم آنتن $I = 13$ ، $D = 5$ در نظر گرفته می‌شود.

در بخش‌های بعدی، برای مقایسه نتایج این رویکرد با روش‌های قبلی از شاخص‌های $I = 16$ ، $D = 4$ و $B = 4$ که مربوط به پیکربندی اول آنتن است، استفاده خواهیم نمود.

۳-۴- شبه‌سازی عملکرد روش جدید و مقایسه با روش‌های قبلی

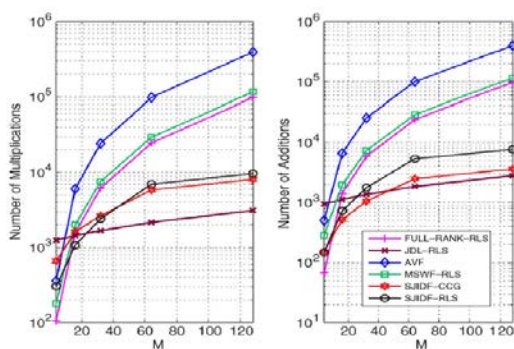
در این بخش، بهبود SINR در RR-SJIDF بر حسب تعداد داده‌های ثانویه متفاوت برای گیرنده‌های خطی مختلف شامل فیلتر مرتبه کامل با الگوریتم RLS، MSWF، الگوریتم RLS، JDL، AVF با الگوریتم RLS و رویکرد بهینه‌سازی توأم با الگوریتم RLS مقایسه می‌کنیم.

همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده شده، بهبود SINR را بر حسب تعداد داده‌های ثانویه (K) برای الگوریتم‌های مختلف

وابسته به ابعاد فیلتر درونیاب (I) و فیلتر کاهش رتبه (D) و تعداد شاخه‌ها (B) است. پس از تنظیم شاخص‌های I، D و B، بین پیچیدگی و عملکرد سامانه مسامحه بوجود می‌آید. شبیه‌سازی‌ها نشان داده است که با استفاده از شاخص‌های I=۱۶، D=۴ و B=۴ به عملکرد نزدیک به میزان ایده‌آل می‌رسیم. پیچیدگی محاسباتی روش‌ها در شکل (۹) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که ساختار پیشنهادی با استفاده الگوریتم‌های RLS و CCG بار محاسباتی کمتری از سایر روش‌ها به‌جز JDL دارد. اما همان‌گونه که در شکل (۶) نشان داده شد، روش JDL از دو جنبه همگرایی نهایی و نیز سرعت همگرایی دارای عملکرد به مراتب ضعیف‌تری است.

جدول (۲): مقایسه پیچیدگی محاسباتی روش‌ها با در نظر گرفتن تعداد جمع و ضرب‌ها [۲].

Algorithm	Number of operations per snapshot	
	Additions	Multiplications
Full-Rank-RLS	$6M^2 - 8M + 3$	$6M^2 + 2M + 2$
JDL-RLS	$DM + 4D^2 - D - 2$	$DM + 5D^2 + 5D$
MSWF-RLS	$(D+1)M^2 + 6D^2 - 8D + 2$	$(D+1)M^2 + 2DM + 3D + 2$
AVF	$D(M^2 + 3(M-1)^2) - 1 + D(5(M-1) + 1) + 2M$	$D(4M^2 + 4M + 1) + 4M + 2$
SJIDF-RLS	$5D^2B + 5DIB + 4DB + 5I^2B + 3IB + 2B$	$4D^2B + 5DIB - 3DB + 4I^2B - 3IB - 3B$
SJIDF-CCG	$4DIB + 3D^2B + 12DB + 3I^2B + 12IB + 6B$	$4DIB + D^2B + 5DB + I^2B + 5IB - 6B$



شکل (۹): تحلیل پیچیدگی محاسباتی روش‌ها با در نظر گرفتن تعداد ضرب‌ها (شکل سمت چپ) و تعداد جمع‌ها (شکل سمت راست) با افزایش ابعاد سامانه [۲].

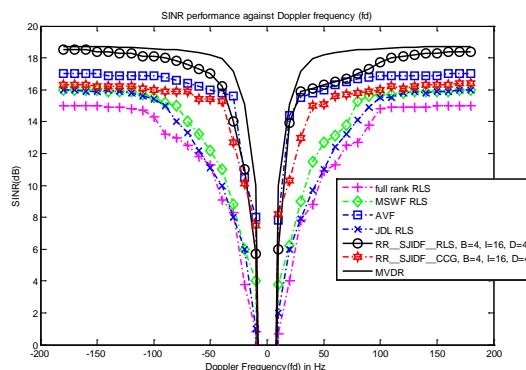
۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، انواع روش‌های وفقی در پردازشگر STAP با تکیه بر روش جدید STAP RR-SJIDF برای سامانه راداری هواپایه با آنتن آرایه فازی مورد شبیه‌سازی و ارزیابی قرار گرفت. روش RR-SJIDF، کاهش ابعاد را با استفاده از یک چارچوب MPB انجام می‌دهد که واحدهای پالایش، کاهش ابعاد دادگان و درونیابی را به‌طور مشترک بهینه می‌کند. خروجی این پردازشگر طبق معیار مینیمم واریانس به شاخه‌ی با بهترین کارایی انتقال می‌یابد.

برای تمامی روش‌ها بر حسب SNR با استفاده از ۵۰ داده ثانویه به عنوان داده‌های آموزشی ارائه داده‌ایم. نرخ هشدار غلط (P_{FA}) برابر 10^{-6} تنظیم شده است. زاویه هدف در این شبیه‌سازی‌ها برابر صفر درجه و فرکانس داپلر آن ۱۰۰ هرتز است. شکل (۷) نشان می‌دهد که الگوریتم RR-SJIDF، با استفاده از داده‌های پشتیبانی بسیار کم، آشکارسازی قابل ملاحظه‌ای را فراهم می‌کند. مثلاً در SNR برابر ۱۵ دسیبل، نرخ آشکارسازی RR-SJIDF با استفاده از RLS برابر ۹۵٪ به‌دست آمده است. در حالی که برای سایر روش‌ها مقدار آشکارسازی زیر ۵۰٪ به دست آمده است.

۴-۵- عملکرد در فرکانس‌های داپلر مختلف

در این بخش، بهبود SINR بر حسب فرکانس داپلر هدف برای الگوریتم RR-SJIDF و سایر الگوریتم‌های موجود، ارزیابی شده است که نتایج آن در شکل ۸ نشان داده شده است. با توجه به مقدار PRF برابر با ۳۰۰ هرتز، فرکانس داپلر بالقوه هدف از ۱۵۰ تا ۱۵۰ هرتز بررسی شده است. همچنین از ۱۰۰ داده ثانویه برای آموزش فیلتر استفاده شده است. نمودارها نشان می‌دهند که در یک زمان کوتاه، الگوریتم‌های پیشنهادی همگرا شده و به حالت بهینه نزدیک می‌شوند و یک نول عمیق برای حذف کلاتر بیم اصلی تشکیل می‌دهد. الگوریتم RR-SJIDF در بسیاری از فرکانس‌های داپلر بهتر از سایر الگوریتم‌ها عمل می‌کند، اما در محدوده‌ی داپلر ۳۰ تا ۳۰ هرتز، عملکرد AVF کمی بهتر است.



شکل (۸): عملکرد SINR بر حسب فرکانس داپلر (fd) با $N \times M = 80$ و $a = 0.9998$ ، $K = 100$ داده ثانویه.

۴-۶- پیچیدگی محاسبات

پیچیدگی محاسباتی بر حسب تعداد جمع و تفریق‌ها برای ساختار پیشنهادی جدید با استفاده از الگوریتم‌های RLS و CCG و برخی از روش‌های پیشین موجود شامل فیلتر RLS با رتبه کامل، روش JDL، روش MSWF-RLS و روش AVF در جدول ۲ نشان داده شده است [2]. شایان ذکر است که پیچیدگی محاسباتی در ساختار SJIDF، علاوه بر ابعاد سامانه ($M \times N$)

یافته برای این محیط‌های واقعی و همچنین رادارهای دوپایه را می‌توان پیشنهادی برای ادامه این پژوهش در نظر گرفت.

۶- مراجع

- [1] R. C. de Lamare, and R. Sampaio-Neto, "Adaptive reduced-rank processing based on joint and iterative interpolation, decimation, and filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 7, pp. 2503-2514, 2009.
- [2] R. Fa, R. C. de Lamare, and L. Wang, "Reduced-rank STAP schemes for airborne radar based on switched joint interpolation, decimation and filtering algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 8, pp. 4182-4194, 2010.
- [3] P. S. Chang, and A. N. Willson, "Analysis of conjugate gradient algorithms for adaptive filtering," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48, no. 2, pp. 409-418, 2000.
- [4] S. S. Haykin, "Adaptive filter theory", Pearson Education India, 2008.
- [5] H. Wang, and L. Cai, "On adaptive spatial-temporal processing for airborne surveillance radar systems," *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 30, no. 3, pp. 660-670, 1994.
- [6] D. A. Pados, and G. N. Karystinos, "An iterative algorithm for the computation of the MVDR filter," *IEEE Transactions On signal processing*, vol. 49, no. 2, pp. 290-300, 2001.
- [7] D. A. Pados, S. N. Batalama, G. N. Karystinos, and J. D. Matyjas, "Short-data-record adaptive detection." pp. 357-361.
- [8] R. Fa, and R. C. De Lamare, "Reduced-rank STAP algorithms using joint iterative optimization of filters," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 47, no. 3, pp. 1668-1684, 2011.
- [9] J. S. Goldstein, I. S. Reed, and L. L. Scharf, "A multistage representation of the Wiener filter based on orthogonal projections," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 44, no. 7, pp. 2943-2959, 1998.
- [10] R. C. de Lamare, and R. Sampaio-Neto, "Reduced-rank adaptive filtering based on joint iterative optimization of adaptive filters," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 14, no. 12, pp. 980-983, 2007.
- [11] M. E. Weippert, J. Hiemstra, J. Goldstein, and M. Zoltowski, "Insights from the relationship between the multistage Wiener filter and the method of conjugate gradients." pp. 388-392.
- [12] L. Wang, and R. De Lamare, "Constrained adaptive filtering algorithms based on conjugate gradient techniques for beamforming," *IET Signal Processing*, vol. 4, no. 6, pp. 686-697, 2010.
- [13] L. L. Scharf, E. K. Chong, M. D. Zoltowski, J. S. Goldstein, and I. S. Reed, "Subspace expansion and the equivalence of conjugate direction and multistage wiener filters," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 10, pp. 5013-5019, 2008.

به‌منظور طراحی واحد کاهش ابعاد دادگان، طرح کاهش ابعاد دادگان بهینه با کمترین میزان محاسبات مورد توجه قرار گرفت. چالش اولیه در به‌کارگیری رویکرد جدید، تعیین سه شاخص بعد فیلتر درون یاب (I)، بعد فیلتر کاهش رتبه (D) و تعداد شاخه‌های پردازشی است. شبیه‌سازی‌ها نشان داده است که با استفاده از شاخص‌های $I=16$ ، $D=4$ و $B=4$ به عملکرد نزدیک به میزان ایده‌آل می‌رسیم.

ساختار RR-SJIDF STAP که در آن از الگوریتم‌های RLS و CCG استفاده شده است، با سرعت زیاد همگرا شده و بهبود SINR قابل توجهی را فراهم می‌کند و نیز عملکرد بهتری از روش‌های کاهش مرتبه موجود مانند JDL، MSWF و AVF دارد همچنین بردار وزن به‌دست آمده با روش RR-SJIDF STAP، به‌صورت کلی بهبود بیش از یک دسی‌بل را برای فرکانس‌های داپلر مختلف سیگنال هدف در مقایسه با روش‌های دیگر نشان می‌دهد.

از مزیت‌های اصلی پردازشگر جدید مورد بررسی در مقایسه با روش‌های غیربازگشتی این است که در آن‌ها نیازی به محاسبه معکوس ماتریس کوواریانس نمی‌باشد. همچنین پیچیدگی‌های محاسباتی آن کمتر از روش‌های دیگر به‌جز روش JDL می‌باشد. اما روش JDL از نظر سرعت همگرایی و همگرایی نهایی، عملکرد بسیار ضعیف‌تری از روش جدید دارد.

در این مقاله، برای تولید ماتریس کاهش ابعاد (B) از روش PSDU استفاده شد. می‌توان استفاده از طرح‌های دیگری برای ماتریس B که حد واسطی را بین حجم محاسبات و عملکرد ایجاد نماید را برای کارهای آینده در بهبود عملکرد الگوریتم‌ها پیشنهاد نمود.

همچنین می‌توان از روش‌های بهینه‌سازی جدیدتر مانند روش‌های وقتی کرنل در طراحی الگوریتم‌ها استفاده نمود.

رویکرد جدیدتری که در روش‌های پردازش فضا-زمان پیش‌رو است، استفاده از پردازش‌هایی که دارای اطلاعات قبلی از محیط هستند به‌عنوان مثال نوع زمین که سیگنال کلاتر را تشکیل می‌دهد. در این محیط‌ها با دو نوع ناهمگنی روبرو هستیم: ناهمگنی در منحنی‌های داپلر-زاویه و ناهمگنی در توان بازگشتی برای سلول‌های برد مختلف به‌دلیل تفاوت نوع زمین و همچنین ناهمگنی داده‌های ثانویه در رادارهای دوپایه.

سامانه‌هایی که از داده‌های قبلی برای پردازش سیگنال در این محیط‌ها استفاده می‌نمایند، سامانه‌های مبتنی بر اطلاعات پیشین نامیده می‌شوند. استفاده از پردازشگرهای وقتی تصحیح

Suppression of Clutter and Jammer Using Recursive Space-Time Adaptive Processing For Airborne Radars

M. Abdolazimi, M. Fallah^{*}, R. Fatemi Mofrad

^{*} Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran

(Received: 26/10/2019, Accepted: 16/08/2020)

Abstract

The main challenge for airborne radars in discovering ground targets is the removal of Clutter and Jammer. The adaptive space-time processing method is the newest method of processing against these signals. The space-time processor creates a two-dimensional filter, which sets zero (null) angular and Doppler frequencies where Jammer and clutter are signaled. In computing the optimal weight vector for this filter, the covariance matrix of the interference signals is required. In practice, the covariance matrix of the signal is not interfering and should be estimated. The estimation of covariance matrix is based on recursive signals and according to other target cells other than the target cell (secondary data). The main problem in estimating this matrix is the limitation of the number of secondary data that is homogeneous and reliable. Different processing methods have been devised to increase convergence and reduce computational volume. The use of de finite filters facilitates the convergence and faster updating of the weighted vector and eliminates the processes caused by the inversion of the covariance matrix. In this paper, the recursive method has several parallel processing branches associated with weight reduction and drop-down matrix updating approach which, in comparison with previous recursive methods, results in improved performance by having a limited number of secondary data.

Keywords: Airborne Radar, Space-Time Adaptive Processing, Clutter, Recursive Methods

^{*} Corresponding author E-mail: mohsen_fallah@mut.ac.ir