

تخمین دوبعدی جهت ورود سیگنال در محیط‌های چندمسیری با وضوح بالا به وسیله تفکیک دقیق سیگنال‌ها

امیرمسعود مولائی کرمانی^۱، بیژن ذاکری^۲، سید مهدی حسینی اندارگلی^۳

^۱دانشجوی دکتری برق مخابرات، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
^۲دانشیار دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، zakeri@nit.ac.ir
^۳آستادیار دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل

چکیده

در این مقاله، یک روش تخمین DOA دوبعدی برای محیط‌های چندمسیری ارائه می‌شود که در آن به‌طور هم‌زمان، سیگنال‌های ناهمبسته، تا حدی همبسته و هم‌دوس حضور دارند. حضور سیگنال‌های هم‌دوس، باعث افت مرتبه‌ی ماتریس کواریانس فضایی و در نتیجه کاهش شدید دقت تخمین می‌شود. از این‌رو در شیوه‌ای نوین، ابتدا با توجه به اطلاعات آماری مقدارهای ویژه‌ی ماتریس کواریانس و استفاده از خوشه‌یاب k -medoids سیگنال‌های ناهم‌دوس، گروه‌های هم‌دوس و زیرفضای نویز با دقت خوبی تفکیک می‌شوند. پس از تعیین تعداد کل منابع، تعداد منابع ناهم‌دوس و تعداد گروه‌های هم‌دوس، با تولید یک ماتریس زیرفضای نویز تعمیم‌یافته، جهت ورود سیگنال‌های ناهم‌دوس به‌صورت مجزا تخمین زده می‌شود. پس از تعیین تعداد سیگنال‌های هم‌دوس در هر گروه هم‌دوسی به‌وسیله معیار MDL، با ایجاد یک ماتریس فرمان مجازی، تخمین DOA دوبعدی سیگنال‌های هم‌دوس هر گروه اجرا می‌شود. روش پیشنهادی نیازمند هیچ‌گونه اطلاعات اولیه‌ای هم‌چون دانستن تعداد منابع نیست. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که روش پیشنهادی حتی به ازای SNR پایین و تعداد نمونه‌های دریافتی کم نیز قادر به تفکیک سیگنال‌های ناهم‌دوس از هم‌دوس است. از لحاظ دقت آشکارسازی و وضوح تخمین نیز، روش پیشنهادی نسبت به روش مرسوم FBSS به‌ترتیب بهبود بالایی ۱/۲ درصد و بهبود بالایی ۴۳ درصد از خود نشان می‌دهد.

کلیدواژه

انتشار چندمسیری، تفکیک دقیق سیگنال‌ها، سیگنال‌های همبسته، وضوح بالا، DOA دوبعدی.

مقدمه

می‌تواند به‌طور چشم‌گیری پارامترهای عملیاتی سیستم مانند ظرفیت، کیفیت و پوشش را بهبود دهد. یکی از کاربردهای عملی و در حال پیشرفت در حوزه‌ی پردازش سیگنال آرایه‌ای، تخمین جهت ورود سیگنال (DOA) است. هدف اصلی تخمین DOA (که گاهی تخمین طیف مکانی نیز نامیده می‌شود)، پیدا کردن جهت سیگنال‌های تابشی به آرایه-ی آنتن است [۶]. برای مثال، یک آرایه‌ی آنتن می‌تواند برای شناسایی تعداد سیگنال‌های ورودی طراحی شود و تنها سیگنال‌های جهت‌های خاصی را پذیرفته و سیگنال‌های که به-عنوان تداخل شناخته می‌شوند، فیلتر کند. الگوریتم‌های DOA را می‌توان به سه دسته‌ی کلی شامل روش-های کلاسیک، روش‌های مبتنی بر زیرفضا و روش‌های حداکثر احتمال تقسیم کرد [۶]. روش‌های کلاسیک مانند روش تأخیر

پردازش سیگنال آرایه‌ای [۱]، یکی از مهم‌ترین زیرشاخه‌های پردازش سیگنال است که به‌طور گسترده در زمینه‌های مختلف علوم و مهندسی مانند رادار، سونار، پیش‌بینی رویدادهای لرزه-ای، حس‌گرهای میکروفون، ناوبری، کنترل ترافیک هوایی و سیستم‌های ارتباط بی‌سیم استفاده می‌شود. در سیستم‌های رادار و سونار، آرایه‌های آنتن اغلب جهت تخمین محل منبع و یا تخمین سرعت اهدافی مانند هواپیما، موشک و زیردریایی استفاده می‌شوند [۲]. آرایه‌های لرزه‌ای برای اکتشاف نفت و تشخیص آزمایش‌های هسته‌ای زیرزمینی استفاده می‌شوند [۳]. در پردازش سیگنال صوتی و صحبت، آرایه‌های میکروفون اغلب برای استخراج سیگنال‌های مطلوب با بهبود دریافت در یک یا چند جهت خاص استفاده می‌شوند [۴]. روش آنتن آرایه‌ای، که آنتن هوشمند نیز نامیده می‌شود [۵]، به‌عنوان یکی از ویژگی-های کلیدی سیستم‌های ارتباط بی‌سیم شناخته می‌شود، که

^۱Direction of Arrival

کاربردهای عملی در دساز است. روش [۱۰] نیز می تواند به طور مؤثری سیگنال های ناهمبسته و همدوس را از هم تمایز دهد، اما نمی تواند سیگنال های همدوس را با توجه به همدوسی آن ها به گروه های مختلف تقسیم کند. بنابراین، یک روش DOA یک بعدی در [۱۱]، با استفاده از خاصیت مدولی مقادیر ویژه ارائه شده که علاوه بر تفکیک سیگنال های همدوس و نا-همبسته، قادر است سیگنال های همدوس را به گروه های مختلف دسته بندی کند. در [۱۱]، ماتریس تخمین DOA به-طور مستقیم از روی ماتریس کواریانس ساخته می شود و تجزیه ی مقادیر ویژه این ماتریس، موجب اثرات ترم-مقابل^{۱۰} می شود، که احتمال شکست روش پیشنهادی را زیاد می کند. برای حل این مشکل نیز، یک روش در [۱۱] ارائه شده است. با این حال، این روش تنها می تواند این تأثیرات را کاهش دهد اما به طور کامل نمی تواند آن ها را از بین ببرد. در ادامه ی کار [۱۱]، نویسندگان پژوهش [۱۲]، یک روش DOA یک بعدی در حضور انتشار چندمسیری پیشنهاد کردند. آن ها ابتدا سیگنال های ناهمبسته و همدوس را توسط ویژگی مدول مقادیر ویژه و تعریف یک آستانه تفکیک می کنند. سپس DOA های سیگنال های ناهمبسته را بر اساس مقادیر ویژه ی آن ها تخمین می زنند. در نهایت، از تجزیه ی مقدار منفرد بردارهای فرمان مجازی برای تخمین DOA های سیگنال های همدوس با اجتناب از اثرات ترم-مقابل استفاده می شود. یکی از نقاط ضعف کار [۱۲] این است که آستانه ی تعریف شده برای تفکیک سیگنال های نا-همبسته از گروه های همدوس، در سناریوهای مختلف تغییر می کند. ضمن اینکه در SNR های پایین و تعداد نمونه های کم، احتمال تعیین صحیح این آستانه بسیار کاهش می یابد. عدم تعیین صحیح آستانه در هر سناریوی مجزا، باعث تخمین غلط تعداد سیگنال های ناهمبسته شده و این خطا می تواند تمامی نتایج را تحت تأثیر قرار دهد.

از طرفی تخمین DOA دوبعدی (یعنی تخمین جهت ورود سیگنال برای هر دو زاویه ی سمت و ارتفاع)^{۱۱} نسبت به DOA یک بعدی در محیط های عملی پرکاربردتر است. ضمن اینکه به-دلیل افزایش بعد، دشوارتر و دارای پیچیدگی بیش تری است. تکنیک مرسوم FBSS دوبعدی [۱۳] و نیز روش پیشنهادی Chen و همکاران [۱۴]، تنها برای سیگنال های همدوس ارائه شده اند. در حالی که در حضور انتشار چندمسیری، سیگنال ها ممکن است ناهمدوس، نیمه همدوس و یا به طور کامل همدوس باشند. این موضوع یک وضعیت شایع در برخی کاربردها هم-چون ارتباط های بی سیم و جمرگ های هوشمند است. برخی روش های بهینه مثل روش حداکثر احتمال نیز برای تخمین

و جمع و یا روش حداقل واریانس با پاسخ بدون اعوجاج، مفهومی ساده اما عملکرد معمولی و یا ضعیفی دارند و از لحاظ محاسباتی نیز به صرفه نیستند. روش حداکثر احتمال، عملکرد خوبی دارد؛ به خصوص در مواقعی که نسبت سیگنال به نویز (SNR) پایین است و یا تعداد نمونه های سیگنال کم است؛ اما از لحاظ محاسباتی پیچیده است. روش های مبتنی بر زیرفضا نیز عملکرد تخمینی خوبی دارند و به عنوان روش های با وضوح بالا شناخته می شوند؛ ضمن اینکه از لحاظ محاسباتی نیز کارآمدتر هستند. بر اساس تعامد زیرفضاها، دو تکنیک رایج شامل طبقه بندی سیگنال های چندگانه (MUSIC) و تخمین پارامترهای سیگنال از طریق تکنیک های تغییرناپذیری چرخشی (ESPRIT) و نسخه های مختلف آن ها به طور وسیعی مورد استفاده قرار گرفته اند.

این الگوریتم ها در ابتدا با این فرض ارائه شدند که سیگنال های دریافتی ناهمبسته هستند و هیچ سیگنالی ناشی از انتشار چندمسیری حضور ندارد. اما در محیط های عملی، سیگنال های دریافتی از یک هدف ممکن است دست خوش انعکاس مجدد و در نتیجه ایجاد سیگنال های بازگشتی متعددی شوند که این سیگنال های بازگشتی، در حقیقت کپی های تأخیر یافته ی فاز با دامنه های وزن یافته از سیگنال مستقیم هستند. در نتیجه، این سیگنال ها، همدوس هستند. سیگنال های همدوس، مرتبه ی ماتریس کواریانس مکانی را کاهش می دهند و در نتیجه باعث می شوند الگوریتم های متداول در حضور انتشار چندمسیری به-خوبی عمل نکنند.

یکی از مرسوم ترین روش های تخمین DOA یک بعدی (برای مثال تخمین زاویه ی سمت) برای سیگنال های همدوس، تکنیک هموارسازی مکانی پس-رو-پیش رو (FBSS) است [۷]. این روش دارای عملکرد ضعیفی در تخمین است و حداکثر تعداد سیگنال های قابل تفکیک در آن کوچک تر از اندازه ی آرایه است؛ ضمن اینکه قادر نیست سیگنال های ناهمبسته را از سیگنال های همدوس تشخیص دهد. روش های دیگر در [۸]، [۹]، برای تفکیک سیگنال های ناهمبسته از سیگنال های همدوس و تخمین DOA یک بعدی هر یک از سیگنال ها به-صورت جداگانه ارائه شدند. ضعف این روش ها این است که اگر بیش از دو سیگنال در گروه سیگنال های همدوس وجود داشته باشند، عملکرد خوبی نخواهند داشت و یا به اطلاعات اولیه در مورد ماتریس کواریانس سیگنال های ناهمبسته نیاز دارند که در

^{۱۰} Cross-term
^{۱۱} Elevation
^{۱۲} Jammer

Signal-to-Noise Ratio[†]
Snapshot[†]
Multiple Signal Classification[‡]
Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariant Techniques[‡]
Uncorrelated[‡]
Coherent[‡]
Azimuth[‡]
Forward/Backward Spatial Smoothing[‡]

در بخش بعد، مدل سازی ریاضی داده‌ها تشریح می‌شود. پس از آن، روش پیشنهادی توضیح داده می‌شود. سپس، نتایج شبیه سازی‌ها و بحث در مورد نتایج روش پیشنهادی آورده شده است. در بخش آخر، نتیجه‌گیری ارائه شده است.

نشان‌گذاری: در سرتاسر این مقاله، نمادهای H ، T ، \dagger و $*$ به ترتیب برای نشان دادن ترانهادهی ماتریس، ترانهادهی مزدوج ماتریس، شبه وارون ماتریس و مزدوج استفاده شده‌اند. همچنین \hat{x} و $[x]$ به ترتیب به معنای تخمین x و بزرگترین عدد صحیح قبل از x به کار رفته است.

مدل داده‌ها

K سیگنال باند باریک میدان دور را در نظر بگیرید که از جهت‌های مختلف $(\varphi_1, \theta_1), (\varphi_2, \theta_2), \dots, (\varphi_K, \theta_K)$ ، به یک آرایه‌ی مستطیلی یکنواخت (URA)^{۱۳} متشکل از $M \times N$ حس‌گر برخورد می‌کنند (شکل (۱)). هر عنصر آنتن با مختصات (m, n) مشخص می‌شود که $m = 0, 1, \dots, M$ و $n = 0, 1, \dots, N$. برای اجتناب از اختلاط فضایی، فاصله‌ی بین عناصر مجاور را نصف طول موج حامل سیگنال، $d_y = d_z = \lambda/2$ در نظر می‌گیریم. برای نشان دادن جهت ورود موج‌های تخت از مختصات کروی استفاده می‌شود. بردار فرمان k^{th} -امین ($k = 1, 2, \dots, K$) سیگنال ورودی با رابطه‌ی (۱) تعریف می‌شود [۱۸]:

$$a_{mn}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k) = e^{j\phi_{m,n}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k)} \quad (1)$$

که $\phi_{m,n}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k)$ فاز k -امین موج ورودی به عنصر (m, n) است و با رابطه‌ی (۲) تعیین می‌شود [۱۸]:

$$\phi_{m,n}^{(k)}(\varphi_k, \theta_k) = \frac{2\pi}{\lambda} (d_y m \cos \theta_k \sin \varphi_k + d_z n \sin \theta_k) \quad (2)$$

DOA دوبعدی پیشنهاد شده‌اند که از تکنیک‌های بهینه‌سازی غیرخطی و چندبعدی استفاده می‌کنند [۱۵]؛ اما در عین حال دارای محاسبات بسیار زیاد هستند که برای کاربردهای زمان واقعی دردساز است. در سال ۲۰۱۱، Wang و همکاران [۱۶]، یک روش زیربینه مبتنی بر زیرفضا ارائه دادند که در آن، مسأله‌ی تخمین DOA دوبعدی را با استفاده از یک پیکربندی هندسی خاص (آرایه‌ی L-شکل)، به وسیله‌ی تخمین یک‌بعدی حل می‌کنند. Tao و همکاران در سال ۲۰۱۵ [۱۷]، یک روش تخمین DOA دوبعدی برای ترکیب سیگنال‌های ناهمدوس و همدوس ارائه می‌دهند که در آن از همبستگی متقابل داده‌های نویری دو آرایه‌ی خطی یکنواخت (ULA)^{۱۴} موازی استفاده می‌کنند. اگرچه در کار [۱۷]، مسأله‌ی تخمین دوبعدی، به دو مسأله‌ی ساده‌ی تخمین یک‌بعدی تجزیه می‌شود، ولی اصول روش و تئوری آن طوری است تنها برای یک پیکربندی آرایه خاص قابل پیاده‌سازی است.

به‌طور کلی کمبود روش‌های تخمین دوبعدی ارائه‌شده در محیط‌های چندمسیری بیش‌تر از روش‌های تخمین یک‌بعدی محسوس است. همچنین، ناتوانی در تشخیص سیگنال‌های ناهمدوس از سیگنال‌های همدوس، منجر به اتلاف تعداد قابل توجهی از حس‌گرها می‌شود. بنابراین در این مقاله، یک روش DOA دوبعدی با پیکربندی آرایه‌ی مستطیلی برای محیط‌های چندمسیری پیشنهاد می‌شود. روش پیشنهادی قادر است به صورت مقاوم و دقیق و بدون نیاز به تعیین آستانه‌ی خاص در هر سناریو، سیگنال‌های ناهمدوس (شامل سیگنال‌های نا-همبسته و نیز سیگنال‌های دریافتی از منابع تا حدی همبسته) را از سیگنال‌های همدوس ناشی از چندمسیری تفکیک کند. ضمن آنکه هیچ‌گونه اطلاعات اولیه‌ای هم‌چون دانستن تعداد منابع ناهمبسته، تعداد منابع تا حدی همبسته، تعداد منابع همدوس و حتی تعداد کل منابع مورد نیاز نیست. DOA دو-بعدی سیگنال‌های ناهمدوس به‌صورت مجزا تخمین زده می‌شود. سپس تعداد سیگنال‌ها در هر گروه همبسته تخمین زده می‌شود. با تشکیل یک بردار فرمان مجازی برای هر گروه همبسته، DOA دوبعدی، سیگنال‌های متعلق به هر گروه تخمین زده می‌شود. تفکیک دقیق سیگنال‌ها با روش پیشنهادی علاوه بر استفاده‌ی بهینه از عناصر آرایه، منجر به وضوح فضایی خوبی در ارائه‌ی نتایج خواهد شد. ضمن اینکه روش پیشنهادی با تغییرات اندکی، قابل تعمیم و پیاده‌سازی برای دیگر پیکربندی‌های آرایه‌ای مسطح (هم‌چون UCA^{۱۵} و ULA موازی) نیز هست.

Uniform Rectangular Array^{۱۳}
Steering Vector^{۱۳}

Uniform Linear Array^{۱۴}
Uniform Circular Array^{۱۴}

گوسی افزودنی با میانگین صفر و واریانس σ^2 هستند. α_{gl} ضریب محوشدگی مختلط مربوط به l -امین سیگنال متعلق به g -امین گروه از سیگنال های همدوس است که $\mathbf{A}(\varphi, \theta) \in \mathbb{C}^{(M \times N) \times K}$. $\alpha_{g1} = 1$ و $\alpha_{gl} \neq 0, l=1, 2, \dots, p_g$ یک ماتریس فرمان است که ستون هایش، بردارهای فرمان به سمت K جهت ورودی متفاوت هستند و می توانند به صورت رابطه ی (۵) نوشته شوند:

$$\mathbf{A}(\varphi, \theta) = [\mathbf{A}_u \mathbf{A}_{c(K_n+1)} \mathbf{A}_{c(K_n+2)} \dots \mathbf{A}_{c(K_n+G)}]$$

$$\mathbf{A}_n = [\mathbf{a}^{(1)} \mathbf{a}^{(2)} \dots \mathbf{a}^{(K_n)}]$$

$$\mathbf{A}_{c(K_n+g)} = [\mathbf{a}^{(K_n+g)1} \dots \mathbf{a}^{(K_n+g)p_g}]$$

$$\mathbf{a}^{(k)} = \begin{bmatrix} a_{00}^{(k)} & a_{01}^{(k)} & \dots & a_{0N-1}^{(k)} & a_{10}^{(k)} & a_{11}^{(k)} & \dots & a_{mn}^{(k)} & \dots & a_{M-1N-1}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (5)$$

که $a_{mn}^{(k)}$ می تواند از رابطه های (۱) و (۲) تعیین شود. فرض های اساسی زیر در مدل سازی و پیاده سازی در نظر گرفته شده اند:

۱- آرایه، کالیبره است و ماتریس فرمان \mathbf{A} از مرتبه کامل است.

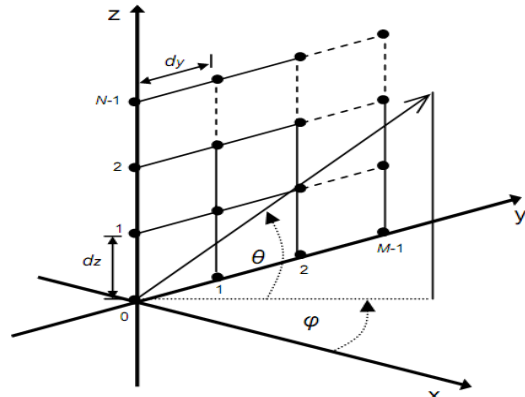
۲- سیگنال های $\{\mathbf{s}_{K_n+g}(t)\}_{g=1}^G$ با یکدیگر و نیز با سیگنال های $\{\mathbf{s}_i(t)\}_{i=1}^{K_n}$ ناهمبسته هستند.

۳- کلیه سیگنال ها با $\mathbf{n}(t)$ ناهمبسته هستند.

۴- ضریب همبستگی $\rho_{i,j}$ ، نشان دهنده ی میزان ارتباط خطی بین دو سیگنال $\mathbf{s}_i(t)$ و $\mathbf{s}_j(t)$ است، که $|\rho_{i,j}| \leq 1$. اگر $\rho_{i,j} = 0$ باشد، دو سیگنال ناهمبسته هستند؛ اگر $0 < \rho_{i,j} < 1$ باشد، دو سیگنال تا حدی همبسته هستند؛ اگر $\rho_{i,j} = 1$ باشد، دو سیگنال کاملاً همبسته یا همدوس هستند. [۱۹]

روش پیشنهادی

در این بخش، روش پیشنهادی برای تخمین دوبعدی DOA برای محیط های چندمسیری ارائه می شود. بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی در شکل (۲) نشان داده شده است. تخمین DOA برای سیگنال های ناهمدوس و همدوس به صورت مجزا انجام خواهد شد. ابتدا با استفاده از اطلاعات مربوط به مقادیر ویژه ی ماتریس کواریانس و خوشه یاب k-medoids [۲۰، ۲۱]، داده ها به سه خوشه تفکیک شده و داده های مرتبط با سیگنال های ناهمدوس و گروه های همدوس و نیز تعداد منابع استخراج می شوند. سپس، ماتریس تعمیم یافته ی زیرفضای نویز که سیگنال های همدوس را در بر گرفته، اما سیگنال های ناهمدوس



شکل ۱. یک URA متشکل از $M \times N$ حس گر [۱۸].

بدون از دست دادن کلیت مسأله، برای سادگی فرض می کنیم که K_n سیگنال نخست، ناهمدوس (شامل سیگنال های نا-همبسته و تا حدی همبسته) هستند. $K_c = K - K_n$ سیگنال باقی مانده، همدوس هستند و به G گروه با p_g تا سیگنال همدوس در هر گروه، تقسیم می شوند که $g = 1, 2, \dots, G$ و $K_c \geq 2G$. سیگنال دریافتی x در لحظه ی t می تواند به صورت رابطه ی (۳) بیان شود:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^{K_n} \mathbf{a}^{(i)} s_i(t) + \sum_{g=1}^G \sum_{l=1}^{p_g} \mathbf{a}^{(K_n+g)l} \alpha_{gl} s_{K_n+g}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3)$$

$$= \mathbf{A}(\varphi, \theta) \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t)$$

که بردارها و ماتریس های آن با رابطه های (۴) تعیین می شوند:

$$\mathbf{x}(t) = [x_{00}(t) x_{01}(t) \dots x_{0N-1}(t) x_{10}(t) x_{11}(t) \dots x_{M-1N-1}(t)]^T$$

$$\mathbf{s}(t) = [\mathbf{s}_n^T(t) \mathbf{s}_c^T(t)]^T$$

$$\mathbf{s}_n(t) = [s_1(t) s_2(t) \dots s_{K_n}(t)]^T$$

$$\mathbf{s}_c(t) = [s_{K_n+1}(t) s_{K_n+2}(t) \dots s_{K_n+G}(t)]^T$$

$$\mathbf{n}(t) = [n_{00}(t) n_{01}(t) \dots n_{0N-1}(t) n_{10}(t) n_{11}(t) \dots n_{M-1N-1}(t)]^T \quad (4)$$

در رابطه ی (۴)، $\mathbf{s}_n(t) \in \mathbb{C}^{K_n \times 1}$ ، $\mathbf{s}_c(t) \in \mathbb{C}^{G \times 1}$ و $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{C}^{(M \times N) \times 1}$ به ترتیب بردار منبع سیگنال های نا-همدوس، بردار منبع سیگنال های همدوس و بردار نویز سفید

و باید از داده‌های دریافتی تخمین زده شود. چنین تخمینی، نیازمند متوسط‌گیری از نمونه‌های متعدد داده‌هاست. تخمین ماتریس کواریانس با رابطه‌ی (۷) تعریف می‌شود:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (7)$$

که $\mathbf{x}(n)$ ، n -امین نمونه‌ی دریافتی و N_s تعداد کل نمونه-هاست.

زیرفضاهای سیگنال و نویز را می‌توان توسط تجزیه‌ی مقدارهای ویژه‌ی ماتریس $\hat{\mathbf{R}}_x$ $\mathbf{\Lambda}^{(M \times N)}$ به دست آورد؛ یعنی داریم:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \sum_{i=1}^{M \times N} \lambda_i q_i q_i^H = \mathbf{Q}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{Q}_s^H + \mathbf{Q}_n \mathbf{\Lambda}_n \mathbf{Q}_n^H \quad (8)$$

که $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{K_n+G})$

$\mathbf{\Lambda}_n = \text{diag}(\lambda_{K_n+G+1}, \lambda_{K_n+G+2}, \dots, \lambda_{M \times N})$ و q_i به-

ترتیب نشان‌دهنده‌ی i -امین مقدار ویژه و i -امین بردار ویژه-ی متناظر آن هستند. با فرض اینکه مقادیر ویژه به صورت نزولی مرتب شده باشند، داریم:

$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{K_n} > \lambda_{K_n+1} \geq \dots \geq \lambda_{K_n+G}$ زیرفضای

سیگنال \mathbf{Q}_s ، توسط K_n+G بردار ویژه‌ی متناظر با K_n+G مقدار ویژه‌ی بزرگ‌تر ماتریس $\hat{\mathbf{R}}_x$ ساخته می‌شود.

زیرفضای نویز \mathbf{Q}_n نیز توسط بردارهای ویژه‌ی باقیمانده ساخته می‌شود. می‌توان ثابت نمود که بدون حضور نویز، تعداد $(M \times N) - (K_n+G)$ از کوچک‌ترین λ_i ها برابر صفر خواهد شد [۲۲]. اما از آنجا که در عمل و مدل ارائه‌شده برای مسئله،

سیگنال‌های دریافتی نویزی بوده و هم‌چنین ماتریس کواریانس تخمین زده می‌شود و دقیق نیست، این مقادیر ویژه نزدیک به

صفر (و نه برابر با صفر) هستند؛ یعنی

$\sigma^2 \ll \lambda_{M \times N} \ll \dots \ll \lambda_{K_n+G+2} \ll \lambda_{K_n+G+1} \ll \sigma^2$ که توان نویز

گووسی سفید است. در پژوهش‌های [۱۱] و [۱۲] برای

جداسازی سیگنال‌ها، پس از تعریف یک ماتریس تخمین

DOA، از روشی مبتنی بر تعیین یک آستانه استفاده شده است.

این روش علاوه بر آنکه برای مقدار SNRهای پایین و تعداد

نمونه‌های کم، کارایی خود را از دست می‌دهد، به دلیل تغییر

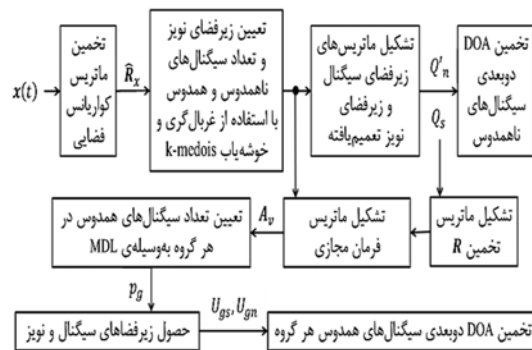
مقدار آستانه در سناریوهای متفاوت، از تطبیق‌پذیری کافی

برخوردار نیست. ضمن آنکه در استفاده از این روش فرض بر

این است که تعداد منابع معلوم است و یا باید تخمین زده شود

که در کاربردهای عملی مطلوب به نظر نمی‌رسد. روش

را شامل نمی‌شود، ساخته می‌شود. با استفاده از چنین ماتریسی، می‌توان تخمین DOA دوبعدی را برای سیگنال‌های ناهمدوس اجرا کرد. با تولید ماتریس تخمین سیگنال‌های همدوس، به دست آوردن بردارهای ویژه‌ی مربوط به گروه‌های سیگنال‌های همدوس و تشکیل یک ماتریس فرمان مجازی، زیرفضاهای سیگنال و نویز را برای هر یک از گروه‌های همدوس تشکیل می‌دهیم. در نهایت با در اختیار داشتن زیرفضاهای سیگنال و نویز، می‌توان تخمین DOA دوبعدی را برای هر یک از گروه‌های سیگنال‌های همدوس، با استفاده از الگوریتم‌های مرسوم پیاده‌سازی کرد.



شکل ۲. بلوک دیاگرام کلی روش پیشنهادی.

بنابراین در زیربخش‌های زیر، ابتدا روش پیشنهادی برای تفکیک سیگنال‌های ناهمدوس از سیگنال‌های همدوس و تخمین DOA دوبعدی سیگنال‌های ناهمدوس شرح داده خواهد شد. سپس، روش پیشنهادی برای تخمین دوبعدی جهت ورود سیگنال‌های همدوس ارائه خواهد شد. در انتهای هر زیر بخش، مراحل پیاده‌سازی روش پیشنهادی به صورت خلاصه آورده شده است.

تفکیک سیگنال‌های ناهمدوس از سیگنال‌های همدوس و

تخمین DOA سیگنال‌های ناهمدوس

به منظور تخمین DOA، ابتدا ماتریس کواریانس فضایی \mathbf{R}_x از

سیگنال‌های دریافتی آغشته به نویز، به وسیله‌ی رابطه‌ی (۶)

تعیین می‌شود [۶]:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_x &= E \left[\mathbf{x}(t) \mathbf{x}(t)^H \right] \\ &= \mathbf{A} E \left[\mathbf{s}(t) \mathbf{s}(t)^H \right] \mathbf{A}^H + E \left[\mathbf{n}(t) \mathbf{n}(t)^H \right] \\ &= \mathbf{A} \mathbf{R}_{ss} \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (6)$$

که \mathbf{R}_{ss} ماتریس همبستگی سیگنال‌های دریافتی است. در

شرایط عملی، ماتریس کواریانس دقیق آرایه در دسترس نیست

حال داده های مناسب برای بخش بندی دو خوشه ای آماده هستند.

خوشه یاب k -medoids: هدف این الگوریتم، همانند الگوریتم مشهور k -means [۲۶]، آن است که داده ها را به n گروه، مجزا کند؛ طوری که مجموع مربعات درون گروهی کمینه شود. این الگوریتم از نظر محاسباتی خیلی مؤثر بوده و نتایج خوبی می دهد؛ هر چند که انتخاب مناسب n ، بزرگ ترین چالش این نوع الگوریتم ها به حساب می آید. مقدار n ، اغلب به صورت تجربی و یا با اطلاعات قبلی درباره ی داده ها انتخاب می شود. k -medoids، معمولاً در حوزه هایی که نیازمند مقاومت به داده های پرت^{۱۷} یا نیازمند معیارهای اختیاری فاصله هستند، و یا حوزه هایی که در آن میانگین یا میانه، تعریف روشن ندارد، استفاده می شود. در الگوریتم k -means، مرکز خوشه، میانگین داده های متعلق به آن خوشه است که اغلب مرکز ثقل نامیده می شود. در الگوریتم k -medoids، مرکز خوشه، یک عضو از آن خوشه است که medoid نامیده می شود. اساس الگوریتم k -medoids و بسیاری از تکنیک های بازشناسی الگو، اندازه گیری های همسانی بین اشیای مختلف است. فاصله، برای نشان دادن ناهمسانی به کار می رود. هر چه مقدار این فاصله در مورد داده ای در یک گروه کمتر باشد، نشان دهنده ی تعلق بیشتر آن داده به آن گروه است. اندازه گیری فاصله می تواند به روش های مختلفی انجام شود [۲۷].

در معیار فاصله ی اقلیدسی^{۱۸}، برای هر خوشه ی z یک مقدار medoid (c_j) در نظر گرفته می شود. خوشه ها طوری تنظیم می شوند که تابع هدف رابطه ی (۱۱) کمینه سازی شود:

$$\Phi(\text{cluster}, \text{data}) = \sum_{j=1}^n \left\{ \sum_{\bar{\lambda}_i \in j^{\text{th}} \text{ cluster}} (\bar{\lambda}_i - c_j)^T (\bar{\lambda}_i - c_j) \right\} \quad (11)$$

از آنجا که فاصله ی اقلیدسی، تفاوت های بزرگ را به شدت بیش تر از تفاوت های کوچک وزن دهی می کند [۲۸]، معیار خوبی برای استفاده در کار ما است. چرا که معمولاً اختلاف رنج بین داده های مربوط به سیگنال های ناهمدوس بسیار زیادتر از داده های مربوط به گروه های همدوس است، به عبارتی حساسیت به موضوع داده های پرت در آن بسیار زیاد است. ضمن آنکه از لحاظ زمان محاسباتی نیز استفاده از آن مقرون به صرفه است [۲۹]. برای جزئیات بیشتر راجع به مراحل پیاده سازی الگوریتم k -medoids به مراجع [۲۰، ۲۱] مراجعه نمایید.

پیشنهادی در این مقاله، هیچ یک از معایب فوق را نداشته و در ضمن قادر است جداسازی سیگنال ها را به صورت مستقیم از روی ماتریس \hat{R}_x اجرا کند.

ما در این کار، λ_i ها را به عنوان داده هایی در نظر می گیریم که می خواهیم اطلاعاتی از جمله تعداد کل منابع، تعداد منابع نا-همدوس، تعداد گروه های همدوس و نیز بردارهای ویژه ی متناظر با آن ها را استخراج کنیم. دو مسأله ی مهم پیش گویی در بازشناسی الگو [۲۳]، طبقه بندی [۲۴] و خوشه یابی [۲۵] است. در طبقه بندی، هدف تخصیص یک شیء به یک کلاس پس از آموزش است. در خوشه یابی، هدف سازمان دهی اشیاء به داخل گروه های معنی دار است. مزیت خوشه یابی نسبت به طبقه بندی آن است که نیاز به داده های آموزشی ندارد؛ به عبارتی الزامی به داشتن اطلاعات اولیه راجع به ماهیت داده ها وجود ندارد، مگر در مورد تعداد خوشه ها. در مسأله ی ما نیز فرض بر این است که هیچ اطلاعات اولیه ای راجع به منابع و تعداد آن ها وجود ندارد. تنها می دانیم که تعدادی از λ_i ها مربوط به سیگنال های ناهمدوس، تعدادی مربوط به گروه های همدوس و باقی مربوط به زیرفضای نویز هستند. بنابراین ۳ خوشه داریم. پس هدف تفکیک داده ها (λ_i ها) در ۳ خوشه ی مجزا است. ما این کار را به وسیله ی یک غربال گری و سپس خوشه یاب k -medoids [۲۰، ۲۱] انجام می دهیم.

λ_i های مربوط به زیرفضای نویز در مقابل بقیه ی داده ها و نیز انحراف معیار داده ها، مقادیر بسیار کوچک تری دارند. بنابراین در روش پیشنهادی، برای افزایش دقت خوشه یابی، بهتر است ابتدا این داده ها را غربال و حذف نموده و خوشه یاب k -medoids را تنها برای تفکیک ۲ خوشه ی باقیمانده استفاده نماییم. بنابراین، مرز بین اطلاعات مربوط به سیگنال و نویز τ را انحراف معیار داده ها در نظر می گیریم که با رابطه ی (۹) تعریف می شود:

$$\tau = \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M \times N} (\lambda_i - \mu)^2 \right)^{0.5} \quad (9)$$

در رابطه ی (۹)، μ میانگین داده هاست و از رابطه ی

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^{M \times N} \lambda_i$$

قابل محاسبه است.

پس از حذف داده هایی که مقدار آن ها کوچک تر از τ است، داده های باقی مانده $\{\bar{\lambda}_i\}_{i=1}^{K_n+G}$ ، شامل اطلاعات سیگنال های ناهمدوس و گروه های همدوس هستند؛ بنابراین:

$$\{\bar{\lambda}_i\}_{i=1}^{K_n+G} = \{\lambda_i : \lambda_i > \tau\}_{i=1}^{M \times N} \quad (10)$$

^{۱۷} Outliers
^{۱۸} Euclidean

با تجزیه‌ی مقدارهای ویژه‌ی ماتریس $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{(K_n+G) \times (K_n+G)}$ ، $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{K_n+G}$ مقدار ویژه‌ی مختلط غیر صفر $K_n + G$ تولید می‌شوند. می‌توان ثابت نمود که بدون حضور نویز، اندازه‌ی K_n تا از این مقدارهای ویژه برابر ۱ خواهد شد [۲۲]؛ اما با توجه به نویزی بودن سیگنال‌های دریافتی و غیر دقیق بودن ماتریس کواریانس، اندازه‌ی این K_n مقدار ویژه نزدیک به ۱ (و نه برابر با ۱) خواهد شد. با توجه به آنکه مقدار K_n در زیر بخش قبلی تعیین شد، دیگر نیازی به تفکیک مجدد این مقادیر ویژه نیست.

بردارهای ویژه‌ی متناظر با G مقدار ویژه‌ی کوچکتر ماتریس \mathbf{R} ، می‌توانند برای تخمین DOA هر کدام از گروه‌های همدوس به‌کار گرفته شوند. اگر ماتریس بردارهای ویژه‌ی گروه-های همدوس را با $\mathbf{E} \hat{\mathbf{I}} \mathbf{E}^{(K_n+G)G}$ نشان دهیم، یک ماتریس فرمان مجازی به‌صورت رابطه‌ی (۱۴) قابل تشکیل است:

$$\mathbf{A}_v = \mathbf{Q}_s \mathbf{E} \quad (14)$$

که G تا ستون متعلق به $\mathbf{E} \hat{\mathbf{I}} \mathbf{E}^{(N' M)G}$ ، متناظر با گروه-های سیگنال‌های همدوس هستند. اگر ستون‌های ماتریس \mathbf{A}_v را با $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_G$ نشان دهیم، با تعمیم روش ارائه‌شده در پژوهش [۱۲] به مسأله‌ی دوبعدی، می‌توانیم برای هر یک از بردارهای \mathbf{a}_g ، ماتریسی با سطرهای هم‌پوشان به‌فرم رابطه‌ی (۱۵) تشکیل دهیم:

$$\Psi_g = \begin{bmatrix} a_{g,1} & a_{g,2} & \dots & a_{g,r} \\ a_{g,2} & a_{g,3} & \dots & a_{g,(r+1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{g,c} & a_{g,(c+1)} & \dots & a_{g,(M \times N)} \end{bmatrix} \quad (15)$$

که $c = M \times N - r + 1$ و $r = \lfloor M \times N / 2 \rfloor$ با استفاده از تجزیه‌ی مقدارهای منفرد (SVD) ماتریس هموارشده‌ی Ψ_g می‌توانیم زیرفضاهای سیگنال و نویز را برای هر یک از گروه-های همدوس تشکیل دهیم که با رابطه‌ی (۱۶) نشان داده می‌شود:

$$\Psi_g = \mathbf{U}_g \mathbf{\Lambda}_g \mathbf{V}_g^H \quad (16)$$

که $\mathbf{\Lambda}_g \hat{\mathbf{I}} \mathbf{E}^{c' r}$ ماتریس مقدار منفرد است. هم‌چنین \mathbf{U}_g و \mathbf{V}_g به‌ترتیب ماتریس‌های بردار منفرد چپ و راست هستند. آن دسته از بردارهای منفرد متعلق به \mathbf{U}_g که متناظر با p_g

پس از تخمین تعداد کل منابع، تعداد منابع ناهمدوس و گروه-های همدوس، با حذف بردارهای ویژه‌ی متناظر با مقدارهای ویژه‌ی سیگنال‌های ناهمدوس (که از تجزیه‌ی مقدارهای ویژه‌ی ماتریس $\hat{\mathbf{R}}_x$ به‌دست آمده)، می‌توان ماتریس تعمیم‌یافته‌ی زیرفضای نویز \mathbf{Q}'_n را تشکیل داد. ویژگی این ماتریس این است که با آنکه هنوز سیگنال‌های همدوس در زیرفضای نویز حضور دارند، اما اثری از سیگنال‌های ناهمدوس در آن وجود ندارد. در نهایت با استفاده از \mathbf{Q}'_n و الگوریتم مرسوم MUSIC [۳۰]، می‌توان تخمین DOA دوبعدی را برای سیگنال‌های ناهمدوس با وضوح خوبی انجام داد.

خلاصه‌ی مراحل پیاده‌سازی:

- ۱- تخمین ماتریس خودهمبستگی $\hat{\mathbf{R}}_x$ با استفاده از رابطه‌ی (۷).
- ۲- تجزیه‌ی مقادیر ویژه‌ی $\hat{\mathbf{R}}_x$ از رابطه‌ی (۸) و تشکیل زیر-فضای سیگنال \mathbf{Q}_s .
- ۳- تعیین مرز اطلاعات سیگنال و نویز τ از رابطه‌ی (۹) و حصول داده‌های سیگنال‌های ناهمدوس و همدوس از رابطه‌ی (۱۰).

- ۴- تعیین تعداد سیگنال‌های ناهمدوس به‌وسیله‌ی کمینه‌سازی رابطه‌ی (۱۱) و استفاده از خوشه‌یاب k-medoids.
- ۵- تشکیل ماتریس زیرفضای نویز تعمیم‌یافته \mathbf{Q}'_n با حذف بردارهای ویژه‌ی متناظر با مقدارهای ویژه‌ی سیگنال‌های نا-همدوس. تشکیل دهید.
- ۶- تخمین DOA دوبعدی سیگنال‌های ناهمدوس با استفاده از \mathbf{Q}'_n و الگوریتم MUSIC.

تخمین DOA دوبعدی برای سیگنال‌های همدوس

در زیر بخش قبلی، مقدار K_n تعیین شد و DOA سیگنال‌های ناهمدوس تخمین زده شد. در این بخش، برای تخمین DOA سیگنال‌های همدوس باقی‌مانده، ابتدا یک ماتریس تخمین مبتنی بر زیرفضای سیگنال تعریف می‌کنیم. زیرفضای سیگنال می‌تواند طبق رابطه‌ی (۱۲)، به دو زیر بخش با اندازه‌ی یکسان تقسیم شود [۳۱]:

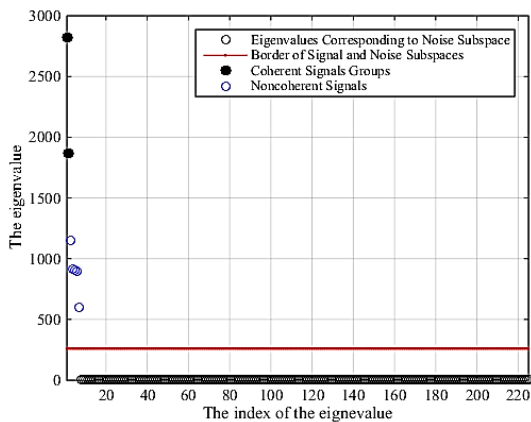
$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{s1} &= \mathbf{Q}_s (1 : M \times N - 1, :) \\ \mathbf{Q}_{s2} &= \mathbf{Q}_s (2 : M \times N, :) \end{aligned} \quad (12)$$

حال ماتریس تخمین را به‌صورت رابطه‌ی (۱۳) تعریف می‌کنیم:

$$\mathbf{R} = \mathbf{Q}_{s1}^+ \mathbf{Q}_{s2} \quad (13)$$

جهت های $(\varphi, \theta) = (130^\circ, 61^\circ), (30^\circ, 60^\circ), (130^\circ, 30^\circ)$ پنج سیگنال از جهت های $(\varphi, \theta) = (55^\circ, 10^\circ), (105^\circ, 65^\circ)$ مختص گروه اول همدوس و $(\varphi, \theta) = (5^\circ, 35^\circ), (45^\circ, 50^\circ), (80^\circ, 40^\circ)$ همدوس و دو سیگنال تا حدی همبسته از جهت های $(\varphi, \theta) = (70^\circ, 20^\circ), (25^\circ, 30^\circ)$ به حس گرها برخورد می کنند. ضریب های محوشدگی برای سیگنال های دو گروه همدوس به ترتیب برابر با $[1, e^{j\pi/6}]$ و $[1, e^{-j\pi/18}, e^{-j\pi/7}]$ هستند. ضریب همبستگی دو سیگنال همبسته، $0.3e^{-j\pi/18}$ است.

شکل (۳)، مقدارهای ویژه λ_i ، متناظر با سیگنال های ناهمدوس، گروه های سیگنال های همدوس و زیرفضای نویز را نشان می دهد. تفکیک سیگنال ها و زیرفضای نویز با استفاده از اطلاعات آماری مربوط به مقادیر ویژه ی ماتریس کوارینانس و خوشه یاب k-medoids انجام شده است؛ که از آن، داده های مرتبط با سیگنال های ناهمدوس (دایره های آبی رنگ)، گروه های همدوس (دایره های مشکی توپر) و نیز تعداد منابع (مجموع عناصر بالای مرز) استخراج می شوند. همان طور که ملاحظه می شود، λ_i برای سیگنال ها بسیار بیش تر از عناصر زیرفضای نویز است، که با رابطه ی (۱۰) مطابقت دارد. مقدار مرز τ (خط قرمز)، $259/67$ محاسبه شده است.



شکل ۳. مقدارهای ویژه متناظر با سیگنال های ناهمدوس، گروه های سیگنال های همدوس و زیرفضای نویز.

شکل (۴)، طیف مکانی (تخمین DOA) دوبعدی سیگنال های ناهمدوس را که در شکل (۳) مشخص شده اند، نشان می دهد. ملاحظه می شود که جهت های تعیین شده، مطابق با فرض های مثال ۱ است.

مقدار منفرد بزرگ تر هستند، زیرفضای سیگنال U_{gs} و باقی بردارها، زیرفضای نویز U_{gn} را تشکیل می دهند. تعداد سیگنال های همدوس در هر گروه (یعنی p_g) را نیز می توان با استفاده از معیار کمینه طول تفصیلی (MDL) [۳۲] تعیین کرد. در روش مبتنی بر MDL، تعداد سیگنال های همدوس مورد نظر $(p_g \in \{0, 1, \dots, r\})$ باید معیار رابطه ی (۱۷) را حداقل کند:

$$MDL(p_g) = -\log \left\{ \frac{\prod_{i=p_g+1}^r \frac{1}{\chi_i^{r-p_g}}}{\frac{1}{r-p_g} \sum_{i=p_g+1}^r \chi_i} \right\}^{(r-p_g)N_s} + \frac{1}{2} p_g (2r - p_g) \log N_s \quad (17)$$

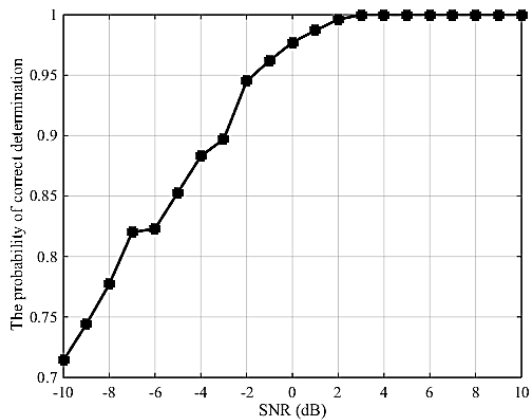
که $\chi_1 > \chi_2 > \dots > \chi_r$ مقادیر روی قطر اصلی ماتریس Λ_g هستند و r تعداد ستون های ماتریس Ψ_g است. در نهایت با داشتن ماتریس های زیرفضای سیگنال و نویز می توان با استفاده از الگوریتم های مرسوم هم چون MUSIC [۳۰] یا ESPRIT [۳۳]، تخمین DOA دوبعدی را اجرا کرد. خلاصه ی مراحل پیاده سازی:

- ۱- تقسیم Q_s به دو زیربخش هم پوشان با رابطه ی (۱۲) و حصول ماتریس تخمین R از رابطه ی (۱۳).
- ۲- تشکیل ماتریس فرمان مجازی A_p از رابطه ی (۱۴).
- ۳- تکرار فرایند زیر برای هر یک از ستون های A_p (گروه های همدوس):
 {ایجاد ماتریس هموار شده ی Ψ_g (رابطه ی (۱۵))، محاسبه ی SVD آن (رابطه ی (۱۶))، تعیین تعداد سیگنال های همدوس در هر گروه با استفاده از کمینه سازی رابطه ی (۱۷)، حصول زیرفضای سیگنال U_{gs} و نویز U_{gn} ، تخمین DOA دو-بعدی سیگنال های همدوس با استفاده از الگوریتم های MUSIC یا ESPRIT}.

نتایج شبیه سازی ها و بحث

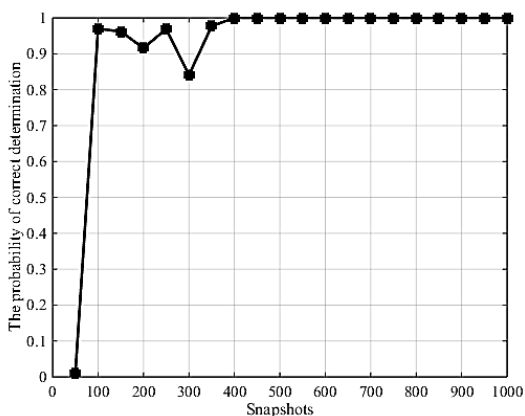
در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی را با دو مثال برای منبع های میدان دور باند باریک بررسی خواهیم کرد. نویز حس گر را، گوسی سفید جمع شونده در نظر می گیریم. مثال ۱: یک URA با اندازه ی 15×15 (یعنی $M = 15$ و $N = 15$) را با فاصله گذاری بین حس گری $d_y = d_z = \lambda/2$ در نظر بگیرد. SNR، ۵ دسی بل است. سه سیگنال ناهمبسته از

همبسته و همدوس تعریف شده، حال آنکه روش پیشنهادی برای منابع تا حدی همبسته نیز معتبر بوده و آزمایش شده است.



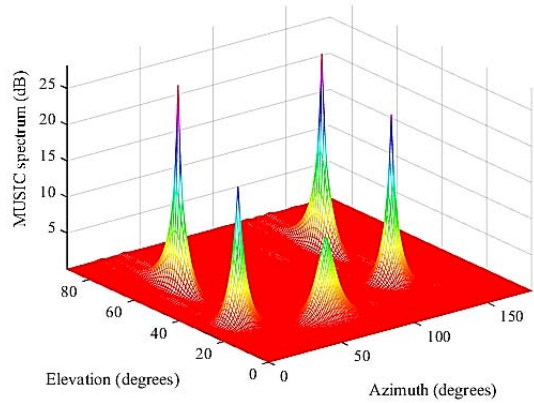
شکل ۵. احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس در روش پیشنهادی به ازای SNRهای مختلف با ۱۰۰۰ نمونه.

در حالت دوم، p_c را به ازای تعداد نمونه‌های سیگنال مختلف از ۵۰ تا ۱۰۰۰ و SNR ۵ دسی‌بل، محاسبه کردیم که نتیجه‌ی آن در شکل (۶) آورده شده است. در هر دو حالت، مقدار T را ۱۰۰۰ در نظر گرفتیم. از شکل‌های (۵) و (۶) نتیجه می‌شود که احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس برای SNRهای بیشتر از ۲ دسی‌بل و تعداد نمونه‌های سیگنال بیش‌تر از ۳۵۰، صد درصد است.



شکل ۶. احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس در روش پیشنهادی به ازای تعداد نمونه‌های سیگنال مختلف با SNR ۵ دسی‌بل.

پس از تفکیک سیگنال‌های ناهمدوس از سیگنال‌های همدوس، با روش ارائه‌شده در زیر بخش دوم روش پیشنهادی و استفاده از الگوریتم MUSIC، DOA دوبعدی سیگنال‌های همدوس در



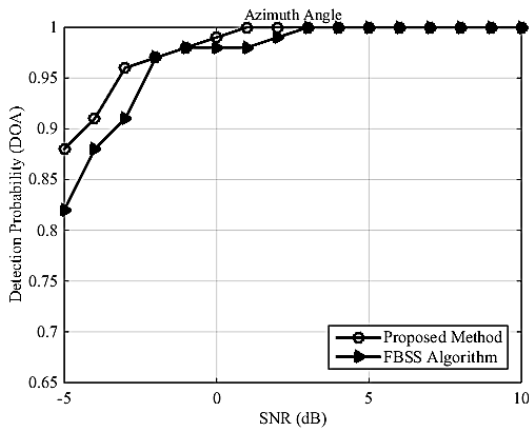
شکل ۴. تخمین DOA دو بعدی سیگنال‌های ناهمدوس در روش پیشنهادی.

برای بررسی دقت روش پیشنهادی در تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس، یک احتمال به‌فرم رابطه‌ی (۱۸) تعریف می‌کنیم:

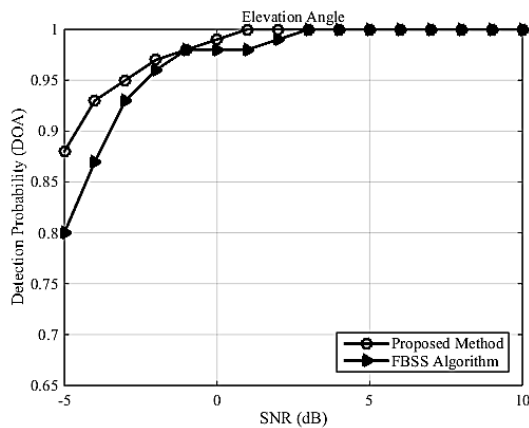
$$p_c = \frac{n_c}{T} \quad (18)$$

که n_c تعداد موفقیت‌ها در تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس در روش پیشنهادی و T تعداد آزمایش‌های مونت کارلو هستند. در دو حالت متفاوت، احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس را به‌دست آورده‌ایم. در حالت اول، به ازای SNRهای مختلف در محدوده‌ی به‌نسب وسیع ۱۰- دسی-بل تا ۱۰ دسی‌بل و تعداد نمونه‌های سیگنال برابر با ۱۰۰۰، p_c را محاسبه کردیم که نتیجه‌ی آن در شکل (۵) آورده شده است. از شکل (۵) نتیجه می‌شود که احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس برای SNRهای بیش‌تر از ۲ دسی‌بل، صد درصد است. در پژوهش [۱۲] در مورد یک سناریو، درصد تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمبسته را برای SNR بیش‌تر از صفر دسی‌بل، صد در صد گزارش کرده است. در این‌باره باید چند نکته را متذکر شد. اول آنکه در پژوهش [۱۲]، لازم است تعداد کل منابع به‌عنوان اطلاعات اولیه در اختیار باشد و یا تخمین زده شود؛ در حالی‌که در روش پیشنهادی، بدون دانستن تعداد کل منابع، خوشه‌بندی انجام می‌شود. دوم آنکه سناریوی بررسی‌شده در پژوهش [۱۲]، به ازای SNRهای پایین، افت بسیار شدیدی در p_c را نتیجه می‌دهد؛ به‌حدی که برای مثال در SNR برابر با ۵- دسی‌بل این احتمال به زیر ده درصد و برای SNR برابر با ۱۰- دسی‌بل به صفر درصد می‌رسد؛ در حالی‌که در روش پیشنهادی برای SNR برابر با ۵- دسی‌بل و ۱۰- دسی‌بل، احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌ها به‌ترتیب ۸۴/۳ درصد و ۷۰/۴ درصد را نشان می‌دهد. سوم آنکه، روش [۱۲]، تنها برای سیگنال‌های نا-

ارتفاع، به ازای SNRهای مختلف از ۵- دسی بل تا ۱۰ دسی بل و با تعداد نمونه های سیگنال برابر با ۱۰۰۰، p_d را برای روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS محاسبه کردیم که نمودارهای آن در شکل های (۸) و (۹) آورده شده اند. همان طور که از شکل های (۸) و (۹) ملاحظه می شود، احتمال آشکارسازی صحیح، به خصوص در SNRهای کم تر، به طور متوسط برای زاویه ی سمت ۱/۲۱ درصد و برای زاویه ی ارتفاع ۱/۳۴ درصد نسبت به الگوریتم کلاسیک FBSS بیش تر است که نشان دهنده ی دقت آشکارسازی بالاتری برای هر دو زاویه ی سمت و ارتفاع است.



شکل ۸. مقایسه ی احتمال آشکارسازی صحیح زاویه ی سمت به ازای SNR- های مختلف در روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS.

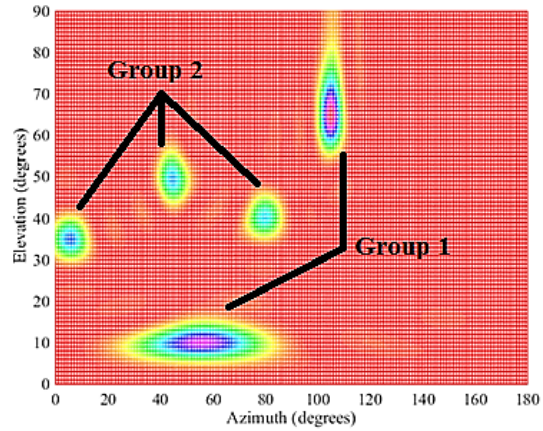


شکل ۹. مقایسه ی احتمال آشکارسازی صحیح زاویه ی ارتفاع به ازای SNR- های مختلف برای روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS.

حال همان سناریوی مثال ۲ را برای بررسی وضوح روش پیشنهادی در نظر بگیرید. خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) تخمین های DOA را به صورت رابطه ی (۲۰) تعریف می کنیم:

$$\text{Root Mean Square Error}^{11}$$

هر گروه را پیدا کردیم که نتیجه ی آن در شکل (۷) آورده شده است. نتایج به دست آمده مطابق با فرض های مثال ۱ هستند.



شکل ۷. تخمین DOA دوبعدی سیگنال های گروه های هم دوس در روش پیشنهادی.

مثال ۲: در این مثال، عملکرد روش پیشنهادی را با الگوریتم کلاسیک FBSS، از لحاظ دقت آشکارسازی و وضوح مقایسه خواهیم کرد. الگوریتم FBSS به عنوان یکی از تکنیک های مرسوم در حل مسأله ی هم دوسی سیگنال ها، به طور معمول در مقایسه ها استفاده می شود. در اینجا یک URA با اندازه ی 6×6 در نظر می گیریم. یک سیگنال ناهمبسته با جهت های $(\varphi, \theta) = (10^\circ, 30^\circ)$ و دو سیگنال هم دوس با جهت های $(\varphi, \theta) = (40^\circ, 30^\circ), (70^\circ, 80^\circ)$ ضریب های محوشدگی برای سیگنال های هم دوس برابر با $[1, 0.6 + j0.4]$ هستند. باقی پارامترهای شبیه سازی مانند مثال ۱ در نظر گرفته شده اند.

احتمال آشکارسازی صحیح را به صورت رابطه ی (۱۹) تعریف می کنیم:

$$p_d = \frac{n_d}{T} \quad (19)$$

که n_d تعداد موفقیت ها در آشکارسازی صحیح است. اگر زاویه های سمت و ارتفاع K سیگنال دریافتی را به ترتیب با $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_K$ و $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K$ و زاویه های تخمینی متناظر را به ترتیب با $\hat{\varphi}_1, \hat{\varphi}_2, \dots, \hat{\varphi}_K$ و $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_K$ نشان دهیم، موفقیت در آشکارسازی صحیح زاویه های سمت و ارتفاع را به این صورت تعریف می کنیم که اندازه های $|\hat{\varphi}_1 - \varphi_1|, |\hat{\varphi}_2 - \varphi_2|, \dots, |\hat{\varphi}_K - \varphi_K|$ و نیز $|\hat{\theta}_1 - \theta_1|, |\hat{\theta}_2 - \theta_2|, \dots, |\hat{\theta}_K - \theta_K|$ از یک آستانه ی ϵ کوچک تر باشند. در شبیه سازی ها، مقدار ϵ را برابر با ۲ درجه در نظر گرفتیم. برای هر دو زاویه ی سمت و

نتیجه گیری

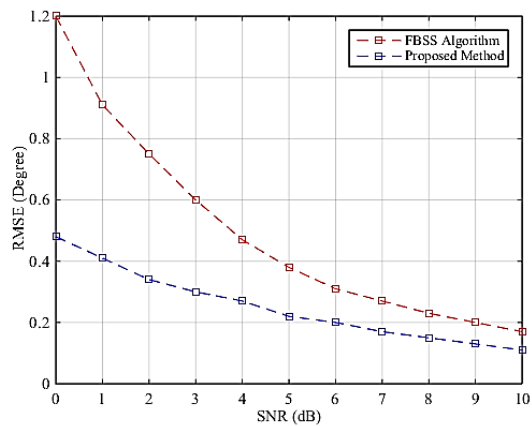
یک روش تخمین DOA دوبعدی برای محیط‌های چندمسیری که به‌طور هم‌زمان سیگنال‌های ناهبسته، تا حدی همبسته و همدوس حضور دارند، ارائه کردیم. پس از تخمین ماتریس کواریانس، با محاسبه‌ی مقادیر ویژه آن، غربال‌گری آن‌ها و خوشه‌یاب k-medoids، سیگنال‌های ناهمدوس را از سیگنال‌های گروه‌های همدوس تفکیک نمودیم. تخمین DOA را ابتدا برای سیگنال‌های ناهمدوس اجرا کردیم. پس از آن، با تخمین تعداد سیگنال‌های همدوس در هر گروه همدوسی با استفاده از معیار MDL، DOA سیگنال‌های همدوس در هر گروه را تخمین زدیم. روش پیشنهادی علاوه بر آرایه‌ی URA، قابل تعمیم به دیگر آرایه‌های دو بعدی هم‌چون UCA نیز هست. احتمال تعیین صحیح تعداد سیگنال‌های ناهمدوس را به ازای SNRها و تعداد نمونه‌های مختلف محاسبه کردیم و نشان دادیم به ازای SNR بیش‌تر از ۲ دسی‌بل و تعداد نمونه‌های بیش‌تر از ۳۵۰، این احتمال برابر با ۱ است. تخمین دوبعدی DOA با روش پیشنهادی را برای یک URA در دو مثال متفاوت اجرا کردیم. در نهایت روش پیشنهادی را از لحاظ دقت آشکارسازی و وضوح تخمین با روش کلاسیک FBSS مقایسه نمودیم و نشان دادیم روش پیشنهادی در تخمین هر دو زاویه-ی سمت و ارتفاع، به‌خصوص برای SNRها و تعداد نمونه‌های کم‌تر، عملکرد بهتری دارد.

مراجع

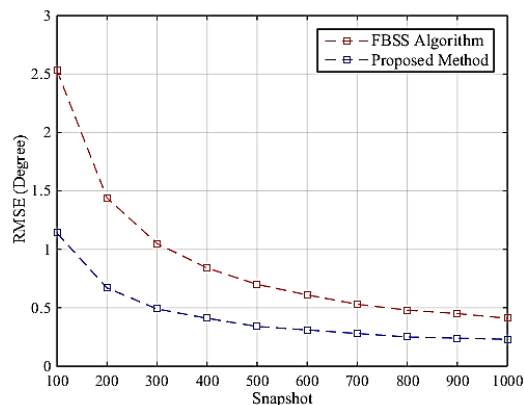
- [1] S. L. Gay and J. Benesty, *Acoustic signal processing for telecommunication* vol. 551: Springer Science & Business Media, 2012.
- [2] S. Stergiopoulos, *Advanced signal processing handbook: theory and implementation for radar, sonar, and medical imaging real time systems*: CRC press, 2000.
- [3] S. Rost and C. Thomas, "Array seismology: methods and applications," *Reviews of geophysics*, vol. 40, pp. 2-1-2-27, 2002.
- [4] M. Brandstein and D. Ward, *Microphone arrays: signal processing techniques and applications*: Springer Science & Business Media, 2001.
- [5] S. Bellofiore, C. F. A. Balanis, J. Foutz, and A. S. Spa, "Smart-antenna systems for mobile communication networks. Part 1. Overview and antenna design," *Antennas and propagation magazine, IEEE*, vol. 44, pp. 145-154, 2002.
- [6] T. E. Tuncer and B. Friedlander, *Classical and modern direction-of-arrival estimation*: Academic Press, 2009.
- [7] S. U. Pillai and B. H. Kwon, "Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification,"

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{TK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^T \left[\left(\hat{\phi}_k^i - \phi_k \right)^2 + \left(\hat{\theta}_k^i - \theta_k \right)^2 \right]} \quad (20)$$

که $\hat{\phi}_k^i$ و $\hat{\theta}_k^i$ به ترتیب تخمین‌های ϕ_k و θ_k در i -امین آزمایش هستند. مقدار RMSE محاسبه‌شده برای دو روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS به ازای SNRها و تعداد نمونه‌های مختلف در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) رسم شده‌اند. در شکل (۱۰)، تعداد نمونه‌های دریافتی ۱۰۰۰ و محدوده‌ی SNR از ۰ تا ۱۰ دسی‌بل در نظر گرفته شده است. در شکل (۱۱)، SNR ۵ دسی‌بل و محدوده‌ی تعداد نمونه‌ها از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است. شکل‌های (۱۰) و (۱۱) به‌طور واضح، برتری روش پیشنهادی را از لحاظ خطای تخمین و در نتیجه وضوح تخمین، نسبت به روش FBSS نشان می‌دهند. این بهبود وضوح تخمین، به‌طور متوسط در مورد نمودارهای شکل (۱۰) و (۱۱) به ترتیب ۴۳/۸۱ درصد و ۵۰/۷۴ درصد است.



شکل ۱۰. مقایسه‌ی RMSE به‌ازای SNRهای مختلف در روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS.



شکل ۱۱. مقایسه‌ی RMSE به‌ازای تعداد نمونه‌های مختلف در روش پیشنهادی و الگوریتم FBSS.

- [20] H.-S. Park and C.-H. Jun, "A simple and fast algorithm for K-medoids clustering," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, pp. 3336-3341, 2009.
- [21] X. Jin and J. Han, "K-medoids clustering," in *Encyclopedia of Machine Learning*, ed: Springer, 2011, pp. 564-565.
- [22] R. R. Nadakuditi and A. Edelman, "Sample eigenvalue based detection of high-dimensional signals in white noise using relatively few samples," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 56, pp. 2625-2638, 2008.
- [23] D. Couto and C. Zipfel, "Regulation of pattern recognition receptor signalling in plants," *Nature Reviews Immunology*, 2016.
- [24] P. Mather and B. Tso, *Classification methods for remotely sensed data*: CRC press, 2016.
- [25] T. S. C. Have, "A number of approaches to subspace clustering have been proposed in the past two decades," 2011.
- [26] K. Wagstaff, C. Cardie, S. Rogers, and S. Schrödl, "Constrained k-means clustering with background knowledge," in *ICML*, 2001, pp. 577-584.
- [27] Z. G. Ives, "Technical Perspective: k-Shape: Efficient and Accurate Clustering of Time Series," *ACM SIGMOD Record*, vol. 45, pp. 68-68, 2016.
- [28] P. A. Devijver and J. Kittler, *Pattern recognition: A statistical approach*: Prentice hall, 1982.
- [29] M. Bora, D. Jyoti, D. Gupta, and A. Kumar, "Effect of different distance measures on the performance of K-means algorithm: an experimental study in Matlab," *arXiv preprint arXiv:1405.7471*, 2014.
- [30] S. Sekizawa, "Estimation of arrival directions using MUSIC algorithm with a planar array," in *Universal Personal Communications, 1998. ICUPC'98. IEEE 1998 International Conference on*, 1998, pp. 555-559.
- [31] R. Roy and T. Kailath, "ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques," *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 37, pp. 984-995, 1989.
- [32] M. H. Hansen and B. Yu, "Minimum description length model selection criteria for generalized linear models," *Lecture Notes-Monograph Series*, pp. 145-163, 2003.
- [33] M. D. Zoltowski, M. Haardt, and C. P. Mathews, "Closed-form 2-D angle estimation with rectangular arrays in element space or beamspace via unitary ESPRIT," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 44, pp. 316-328, 1996.
- [8] R. Rajagopal and P. Rao, "Generalised algorithm for DOA estimation in a passive sonar," in *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, 1993, pp. 12-20.
- [9] C. Qi, Y. Wang, Y. Zhang, and Y. Han, "Spatial difference smoothing for DOA estimation of coherent signals," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 12, pp. 800-802, 2005.
- [10] F. Liu, J. Wang, C. Sun, and R. Du, "Spatial differencing method for DOA estimation under the coexistence of both uncorrelated and coherent signals," *Antennas and Propagation, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 2052-2062, 2012.
- [11] Z. Ye, Y. Zhang, and C. Liu, "Direction-of-arrival estimation for uncorrelated and coherent signals with fewer sensors," *Microwaves, Antennas & Propagation, IET*, vol. 3, pp. 473-482, 2009.
- [12] L. Gan and X. Luo, "Direction-of-arrival estimation for uncorrelated and coherent signals in the presence of multipath propagation," *IET Microwaves, Antennas & Propagation*, vol. 7, pp. 746-753, 2013.
- [13] H. Wang and K. Liu, "2-D spatial smoothing for multipath coherent signal separation," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 34, pp. 391-405, 1998.
- [14] F.-J. Chen, S. Kwong, and C.-W. Kok, "ESPRIT-like two-dimensional DOA estimation for coherent signals," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 46, pp. 1477-1484, 2010.
- [15] Y.-H. Choi, "Maximum likelihood estimation for angles of arrival of coherent signals using a coherency profile," *IEEE transactions on signal processing*, vol. 48, pp. 2679-2682, 2000.
- [16] G. Wang, J. Xin, N. Zheng, and A. Sano, "Computationally efficient subspace-based method for two-dimensional direction estimation with L-shaped array," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 3197-3212, 2011.
- [17] H. Tao, J. Xin, J. Wang, N. Zheng, and A. Sano, "Two-dimensional direction estimation for a mixture of noncoherent and coherent signals," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 63, pp. 318-333, 2015.
- [18] M. Agatonović, Z. Stanković, N. Doncov, L. Sit, B. Milovanović, and T. Zwick, "Application of artificial neural networks for efficient high-resolution 2D DOA estimation," *Radioengineering*, vol. 21, 2012.
- [19] S. U. Pillai, *Array signal processing*: Springer Science & Business Media, 2012.