

ردیابی هدف توزیع شده مبتنی بر توافق میانگین وزن دار بر روی شبکه‌های راداری

میرابوالفضل مختاری^۱ علیرضا قادری^۲ مهرداد طاهری^۳

۱- دانشیار- دانشکده مهندسی و پرواز- دانشگاه امام علی- تهران- ایران

s.abolfazl.mokhtari@aut.ac.ir

۲- دانش آموخته کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه شهید بهشتی - تهران- ایران

qaderyyali@gmail.com

۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی مکانیک- دانشگاه صنعتی امیرکبیر - تهران- ایران

mehrdadta72@aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله مسئله‌ی ردیابی توزیع شده اهداف با معادلات دینامیکی غیرخطی و ابعاد بالا به وسیله‌ی شبکه‌ای از رادارهای همیار مورد بررسی قرار می‌گیرد. به دلایلی همچون تفاوت‌های عملکردی انواع رادارها در شاخص‌هایی مانند گستره‌ی دید، کارایی متفاوت آن‌ها در شرایط جوی مختلف و گوناگونی مدل اندازه‌گیری‌شان، استفاده از شبکه‌های راداری و ترکیب و پردازش اطلاعات آن‌ها تاثیر به‌سزایی در افزایش دقت ردیابی موردنظر دارد. در میان روش‌های متفاوتی که برای ترکیب اطلاعات شبکه‌ای از رادارها وجود دارد، ترکیب توزیع شده در کنار دقت بالا، بیش‌ترین قابلیت اطمینان و امنیت را فراهم کرده و نیاز به بار محاسباتی پایینی دارد. اندازه‌گیری‌های غیرخطی هر رادار ابتدا به وسیله‌ی فیلتر کالمن مکعبی محلی پردازش شده و سپس درون یک فیلتر توافق قرار می‌گیرند تا عمل میانگین‌گیری وزن دار توزیع شده روی اطلاعات در سرتاسر شبکه انجام شود. ترکیب توزیع شده مورد استفاده با به کار گیری الگوریتم توافق روی بردار و ماتریس اطلاعات، علاوه بر کاهش خطای ردیابی و بار محاسباتی شبکه، کرانداری را حتی با یک گام توافق برقرار می‌سازد. در نهایت و به وسیله‌ی شبیه‌سازی یک هدف مانوردار کارایی الگوریتم پیشنهادی در مسئله‌ی ردیابی هدف غیرخطی مورد ارزیابی قرار گرفته و دقت و برتری آن نسبت به روش‌های قبلی نشان داده می‌شود.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم توافق، ردیابی هدف، سیستم‌های توزیع شده، شبکه‌های راداری

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.52547/jiaeee.20.3.11

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۲۴

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۴۰۱/۰۶/۱۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۲/۰۷

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر میرابوالفضل مختاری

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - تهران - خیابان امام خمینی - دانشگاه امام علی (ع) - دانشکده‌ی مهندسی و پرواز

۱- مقدمه

شبکه‌های راداری به مجموعه‌ای از چندین حسگر راداری پراکنده در یک ناحیه‌ی جغرافیایی گفته شده که با همکاری یکدیگر به اکتشاف، نظارت و ردیابی اهداف مدنظر به شیوه‌ی ترکیب اطلاعات می‌پردازند. این شبکه‌ها که از خانواده‌ی شبکه‌های حسگر بی‌سیم^۱ هستند، در سالیان اخیر و به دلیل مزایای فراوان از جمله افزایش دقت در ردیابی نسبت به رادارهای مرسوم، به صورتی گسترده در بسیاری از زمینه‌ها از جمله کنترل ترافیک هوایی [۲، ۱]، هدایت و نظارت [۳]، اتومبیل‌های خودگردان [۴، ۵] و شهر هوشمند [۶] استفاده شده‌اند. عامل‌های تشکیل‌دهنده‌ی شبکه‌های راداری توانایی اندازه‌گیری، پردازش داده و همچنین تبادل اطلاعات با عامل‌های دیگر را دارند و همین موضوع زمینه را برای تخمین حالت توزیع‌شده به منظور ردیابی دقیق و مطمئن فراهم می‌سازد. این شبکه‌ها معمولاً از رادارهای مولتی استاتیک^۲ تشکیل می‌شوند.

اندازه‌گیری‌های خام و آغشته به نویز هر رادار که بسته به نوع رادار می‌توانند زمان انتشار، زاویه‌ی سمت^۳، شیفت دوپلری^۴، برد، ارتفاع یا ترکیبی از آن‌ها باشند [۸، ۷]، نیاز به پردازش سیگنال و تخمین حالت داشته تا نتیجه‌ی ردیابی شامل موقعیت، سرعت و شتاب هدف در مختصات دکارتی تعیین شود. علاوه بر تخمین حالت و حذف نویز، ترکیب اطلاعات نیز از وظایف هر واحد پردازش است. گرچه استفاده از مرکز ترکیب در شبکه‌های راداری ردیابی هدف بهینه را ممکن می‌کند اما دو مشکل اساسی کاربرد آن را محدود می‌سازد. اول اینکه استفاده از مرکز ترکیب قابلیت اطمینان، انعطاف‌پذیری و تحمل خطا را به شدت کاهش می‌دهد و دوم اینکه با گسترش محدوده‌ی تحت پوشش، بار محاسباتی و ارتباطی به شدت افزایش می‌یابد [۹]. به همین دلیل استفاده از ساختار توزیع‌شده به منظور ترکیب اطلاعات در این شبکه‌ها به شدت رایج شده است. در این نوع ردیابی هر عامل یا حسگر راداری تنها با همسایگان محلی خود در ارتباط است و بخشی از محاسبات کلی را بر عهده می‌گیرد [۱۰]. نمونه‌ای از این شبکه‌های توزیع‌شده در شکل (۱) نمایش داده شده است [۱۱]. به طور کلی می‌توان الگوریتم‌های ردیابی هدف توزیع‌شده را از دو نقطه نظر کلی بررسی کرد.

نقطه نظر اول مربوط به چگونگی تخمین حالت بوده که بسته به معادلات حالت و اندازه‌گیری هدف متفاوت است. بیشترین الگوریتم‌های تخمین حالت مورد استفاده در ردیابی هدف توزیع‌شده بر اساس فیلتر کالمن هستند. به عنوان مثال در [۱۲] که از اولین پژوهش‌های تخمین حالت توزیع‌شده به حساب می‌آید، از فیلتر کالمن مرسوم در الگوریتم انتشار استفاده شده و عملکرد آن در مسئله‌ی ردیابی یک پرتابه با شتاب ثابت سنجیده شد. در این پژوهش و به دلیل اینکه هر دو معادلات حالت و اندازه‌گیری این هدف از نوع خطی بودند، فیلتر کالمن بهترین عملکرد ممکن را نشان داد. در شرایط

واقعی اما نه تنها معادلات حالت اهداف معمولاً به دلیل نوع و مانور حرکت‌شان غیرخطی هستند بلکه رادارها اندازه‌گیری خود را به صورت توابع غیرخطی از حالت‌ها انجام می‌دهند. همین موضوع باعث بلااستفاده شدن فیلتر کالمن خطی برای اغلب مسائل ردیابی هدف گشته است. به همین منظور در [۱۳-۱۵] از فیلتر کالمن توسعه‌یافته برای تخمین حالت و ردیابی هدف توزیع‌شده استفاده شده است. با اینکه فیلتر کالمن توسعه‌یافته عملکرد به مراتب بهتری برای معادلات غیرخطی ارائه می‌کند اما خطای خطی‌سازی مخصوصاً برای معادلات با غیرخطی‌گری‌های زیاد باعث کاهش دقت تخمین می‌گردد. در سالیان اخیر و برای غلبه بر این مشکل فیلتر کالمن بی‌اثر در الگوریتم‌های ردیابی هدف توزیع‌شده استفاده شده است که بر اساس تبدیلات بی‌اثر و نقاط سیگما کار می‌کند [۱۶، ۱۷]. علاوه بر این و با توجه به اینکه در بسیاری از مسائل ردیابی هدف توزیع‌شده تعداد درایه‌های بردار حالت و یا بردار اندازه‌گیری زیاد می‌شود، استفاده از فیلتر کالمن مکعبی به جای فیلتر کالمن بی‌اثر نیز در حال گسترش است [۱۸]. این فیلتر که بر پایه قاعده مکعبی کروی کار می‌کند، در تخمین حالت معادلات با ابعاد بزرگ عملکرد بهتری را نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر از خود نشان می‌دهد. مزیت دیگر این فیلتر نسبت به فیلتر کالمن بی‌اثر در همگرایی سریع‌تر آن بوده که برای مسائل ردیابی هدف امری مهم به شمار می‌رود.

نقطه نظر دوم در مورد الگوریتم‌های ردیابی هدف توزیع‌شده مربوط به چگونگی ترکیب اطلاعات و همچنین نوع اطلاعات ترکیب‌شونده مابین حسگرهای راداری است به نحویکه سازگاری سراسری^۵ در سرتاسر شبکه راداری حاصل شود. متداول‌ترین روش ترکیب اطلاعات توزیع‌شده در شبکه‌هایی که کاملاً متصل نیستند به وسیله‌ی الگوریتم توافق صورت می‌گیرد. این الگوریتم به دلیل برخورداری از گام‌های توافق نسبت به الگوریتم انتشار [۱۲] توجه بیشتری را به خود جلب کرده است. الگوریتم‌های توافق در سیستم‌های توزیع‌شده را می‌توان بر اساس نوع اطلاعات ترکیب‌شونده دسته‌بندی کرد. به عنوان مثال در [۱۹] هر عامل اندازه‌گیری‌های راداری‌اش را با عامل‌های همسایه رد و بدل می‌کند که به این روش ترکیب، توافق روی اندازه‌گیری‌ها یا CM گفته می‌شود. در روش توافق روی اندازه‌گیری‌ها برای رسیدن به عملکردی مطلوب نیاز به تعداد گام توافق بالایی است که همین مسئله بار محاسباتی و ارتباطی را به شدت افزایش داده و کارایی آن در مسائل ردیابی هدف را کاهش می‌دهد. در دسته‌ی بعدی از الگوریتم‌های توافق، عامل‌ها تخمین‌های محلی خود را با همسایگان خود رد و بدل می‌کنند [۲۰]. این روش که به توافق روی تخمین‌ها یا CE شناخته می‌شود در نگاه اول روشی کارآمد است اما در عمل به دلیل رد و بدل نشدن ماتریس کوواریانس خطا مابین عامل‌ها عملکردی ضعیف را از خود نشان می‌دهد. به همین دلیل و در [۱۱، ۲۱] الگوریتم‌هایی مبتنی بر توافق میانگین وزن‌دار

می‌شود. همچنین در بخش چهارم الگوریتم ردیابی هدف توزیع شده مبتنی بر توافق میانگین وزن دار به همراه تعاریف و قضایای مربوطه ارائه می‌شود. بخش پنجم مربوط به شبیه سازی عددی و نتایج مربوطه است و بخش ششم نتیجه گیری را ذکر می‌کند.

۲- بیان مسئله

هدفی در حال حرکت با معادلات دینامیکی غیر خطی (۱) در نظر گرفته شود:

$$x_k = f(x_{k-1}) + w_{k-1} \quad (1)$$

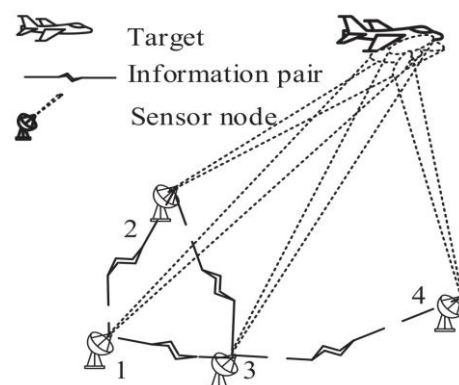
که $x_k \in \mathbb{R}^n$ بردار حالت در لحظه k ، $f_k(\cdot): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ تابع غیر خطی انتقال حالت و $w_{k-1} \in \mathbb{R}^n$ نویز فرآیند سیستم است. شبکه‌ای راداری متشکل از N عامل (گره) که هر عامل شامل یک رادار، یک واحد پردازش داده و گیرنده و فرستنده است، در حال مشاهده و اندازه گیری از این هدف بوده که معادلات اندازه گیری غیر خطی s امین رادار در لحظه k که با $z_k^s \in \mathbb{R}^r$ نمایش داده می‌شود برابر است با:

$$z_k^s = h^s(x_k) + v_k^s \quad s = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

که $h_k^s(\cdot): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^r$ تابع غیر خطی اندازه گیری رادار s ام در لحظه k است. همچنین $v_k^s \in \mathbb{R}^r$ نویز اندازه گیری رادار s ام در لحظه k است که به همراه w_{k-1} ، هر دو فرآیندهایی تصادفی سفید و گوسی نسبت به هم ناهمبسته با میانگین صفر و ماتریس‌های کوواریانس مثبت معین R_k^s و Q_{k-1} هستند.

توپولوژی ارتباطی بین رادارها نیز به وسیله ی گراف غیر جهت دار $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ نمایش داده شده که $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ مجموعه ی رأس‌ها بوده و معرف رادارها است و \mathcal{E} نیز مجموعه ی یال‌های گراف بوده و نشان دهنده ی ارتباط بین رادارها می‌باشد. همسایگی دو گره که با $(s, j) \in \mathcal{E}$ نشان داده می‌شود بدین معنی است که گره s می‌تواند از گره j اطلاعات دریافت کند و بالعکس. مجموعه ی همسایگان گره $s \in \mathcal{N}$ با $\mathcal{N}_s = \{j | (j, s) \in \mathcal{E}\}$ و اجتماع این مجموعه با خود s نیز با $\mathcal{J}_s = \mathcal{N}_s \cup \{s\}$ نمایش داده می‌شود.

تذکره (۱): توابع انتقال حالت گوناگونی در مسائل ردیابی برای مدل سازی حرکت هدف بسته به نوع آن در نظر گرفته می‌شوند. این مدل‌ها معمولاً به دو دسته اصلی بدون مانور و مانوردار طبقه بندی می‌شوند. دسته ی بدون مانور که در پژوهش‌های قدیمی تر استفاده شده دارای انواع مختلفی چون سرعت ثابت یا CV و شتاب خطی ثابت یا CA است و به صورت معادلاتی خطی و تغییرناپذیر با زمان مدل می‌شود. از طرفی دسته ی مانوردار با توجه به ماهیت اهداف واقعی کاربرد بیشتری داشته و بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. از انواع مختلف این دسته می‌توان به مدل‌های گردش هماهنگ^۶ یا CT با سرعت زاویه ای دکارتی و قطبی و مدل‌های گردش هماهنگ تعمیم یافته^۷ یا ACT با سرعت زاویه ای دکارتی و قطبی اشاره کرد [۲۵].



شکل (۱): یک شبکه ی راداری در حال ردیابی هدف [۹]

برای تخمین حالت توزیع شده ارائه شد که علاوه بر بردار تخمین، ماتریس‌های کوواریانس خطا نیز بین همسایگان رد و بدل شوند و میانگین گیری وزن داری در هر عامل برای رسیدن به توافق انجام گیرد. با اینکه این کار عملکرد روش CE را به خوبی بهبود بخشید اما استفاده از ماتریس کوواریانس خطا به عنوان وزن‌های میانگین گیری کارایی الگوریتم را دچار مشکل کرد. بدین صورت که در این الگوریتم هر عامل با تخمین نادقیق سهم بیشتری در میانگین گیری ایفا می‌کند زیرا مقادیر واریانسش بزرگ تر خواهند شد. برای رفع این مشکل در پژوهش‌های جدید از توافق روی بردار و ماتریس اطلاعات (معکوس ماتریس کوواریانس خطا) استفاده می‌شود. این روش که به توافق روی اطلاعات یا CI شناخته می‌شود در سالیان اخیر به شدت مورد توجه قرار گرفته است [۲۳، ۲۲].

در این مقاله با الهام گرفتن از پژوهش‌های بالا و مخصوصاً [۲۱]، یک الگوریتم تخمین حالت توزیع شده برای مواجهه با مسائل ردیابی هدف دارای معادلات حالت و اندازه گیری غیر خطی، با ابعاد بالا و آغشته به نویز تصادفی با استفاده از فیلتر کالمن مکعبی و بر مبنای توافق روی بردار و ماتریس اطلاعات روی شبکه ی راداری ارائه می‌شود. این روش بدون استفاده از مرکز ترکیب، الگوریتم را بر روی تک تک عامل‌های شبکه اعمال کرده به نحویکه هر عامل ابتدا اندازه گیری خود از هدف را با استفاده از رادار محلی به دست آورده و سپس با استفاده از فیلتر کالمن مکعبی اقدام به تخمین حالت محلی می‌کند. در مرحله ی بعد هر عامل بردار و ماتریس اطلاعات به دست آمده را فقط با همسایگان خود رد و بدل کرده و اقدام به میانگین گیری وزن دار می‌کند به نحویکه تخمین‌های دقیق تر مشارکت بیشتری در میانگین گیری خواهند داشت. همچنین برای ارزیابی عملکرد این روش و مقایسه ی آن با [۲۱]، کارایی و دقت آن در یک سناریوی معروف کنترل ترافیک هوایی [۲۴] به وسیله ی شبیه سازی عددی سنجیده می‌شود.

رئوس مطالب مقاله به این صورت است که در بخش دوم معادلات حالت هدف و معادلات اندازه گیری شبکه ی راداری به صورت غیر خطی مدل شده و در بخش سوم فیلتر کالمن مکعبی تک حسگره معرفی

$$Z_{k|k-1}^{s,i} = h^s(\tilde{X}_{k|k-1}^{s,i}) \in \mathbb{R}^r, \quad i = 1, \dots, m \quad (8)$$

که با داشتن این نقاط، تخمینی از مشخصه‌های توزیع احتمالی بردار اندازه‌گیری و همچنین ماتریس کوواریانس متقابل حالت-اندازه‌گیری به وسیله معادلات (۹) و (۱۰) محاسبه می‌شوند.

$$\hat{Z}_{k|k-1}^s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{k|k-1}^{s,i} \in \mathbb{R}^r \quad (9)$$

$$P_{zz,k|k-1}^s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Z_{k|k-1}^{s,i} - \hat{Z}_{k|k-1}^s)(Z_{k|k-1}^{s,i} - \hat{Z}_{k|k-1}^s)^T + R_k^s \in \mathbb{R}^{r \times r}$$

$$P_{xz,k|k-1}^s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\tilde{X}_{k|k-1}^{s,i} - \hat{X}_{k|k-1}^s)(Z_{k|k-1}^{s,i} - \hat{Z}_{k|k-1}^s)^T \in \mathbb{R}^{n \times r}. \quad (10)$$

در نهایت با استفاده از اندازه‌گیری واصله از رادار s یعنی Z_k^s ، به‌روز رسانی میانگین و ماتریس کوواریانس بردار حالت به صورت زیر انجام شده و تخمین حالت نهایی در لحظه k صورت می‌پذیرد:

$$\begin{aligned} K_{k|k}^s &= P_{xz,k|k-1}^s (P_{zz,k|k-1}^s)^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times r} \\ \hat{X}_{k|k}^s &= \hat{X}_{k|k-1}^s + K_{k|k}^s (Z_k^s - \hat{Z}_{k|k-1}^s) \in \mathbb{R}^n \\ P_{k|k}^s &= P_{k|k-1}^s - K_{k|k}^s P_{zz,k|k-1}^s (K_{k|k}^s)^T \in \mathbb{R}^{n \times n}. \end{aligned} \quad (11)$$

۴- ردیابی هدف توزیع شده مبتنی بر فیلتر کالمن مکعبی و توافق میانگین وزن دار روی اطلاعات

در این بخش چگونگی ترکیب اطلاعات و رسیدن تمامی عامل‌ها به یک توافق به صورت توزیع شده و بدون نیاز به مرکز ترکیب و ارتباط همگانی به وسیله توافق میانگین وزن دار بر روی بردار و ماتریس اطلاعات توضیح داده می‌شود. به طور خلاصه الگوریتم ارائه شده بر دو پایه استوار است بدین صورت که در هر لحظه k : (۱) ابتدا هر عامل s بر مبنای داده‌های قبلی و اندازه‌گیری‌های واصله فقط از رادار همان عامل، تخمینی محلی را از کل بردار حالت هدف با محاسبه میانگین و ماتریس کوواریانس خطای آن مطابق (۱۱) می‌زند. (۲) سپس هر عامل s با رد و بدل کردن اطلاعات خود تنها با همسایگانش (و نه با کل شبکه) اقدام به محاسبه یک میانگین وزن دار توزیع شده بر روی بردار و ماتریس اطلاعات تخمینی می‌کند.

به منظور فرمول‌بندی کردن الگوریتم، با تعریف بردار و ماتریس اطلاعات به صورت:

$$\begin{aligned} Y_{k|k}^s &= (P_{k|k}^s)^{-1} \\ \hat{Y}_{k|k}^s &= (P_{k|k}^s)^{-1} \hat{X}_{k|k}^s, \end{aligned} \quad (12)$$

زوج اطلاعات به صورت $(\hat{Y}_{k|k}^s, Y_{k|k}^s)$ ، $s \in \mathcal{N}$ درآمده و تعریف (۱) معرفی خواهد شد.

تعریف (۱): توافق میانگین وزن دار برای زوج اطلاعات $(\hat{Y}_{k|k}^s, Y_{k|k}^s)$ ، $s \in \mathcal{N}$ قابل دستیابی است اگر برای تمامی عامل‌های $s \in \mathcal{N}$ حد (۱۳) برقرار باشد.

سرعت زاویه‌ای در این مدل‌ها می‌تواند از نوع ثابت، تقریباً ثابت و همچنین متغیر باشد. برای اطلاعات بیشتر به [۲۶] مراجعه شود.

۳- مروری بر فیلتر کالمن مکعبی تک حسگره

قبل از بیان الگوریتم پیشنهادی، ابتدا به یکی از مقدمات مهم یعنی الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی تک حسگره پرداخته می‌شود. به طور کلی برای هر عامل s (گره) از شبکه‌ی راداری معرفی شده در بخش دوم و بر مبنای داده‌های قبلی و اندازه‌گیری‌های واصله فقط از رادار همان عامل در لحظه k ، الگوریتم فیلتر کالمن مکعبی دارای دو مرحله‌ی پیش‌بینی و به‌روز رسانی به صورت زیر خواهد بود:

۱. پیش‌بینی: ابتدا بر اساس مشخصه‌های آماری تخمین (ردیابی) لحظه‌ی قبل موجود در عامل s یعنی $\hat{X}_{k-1|k-1}^s$ و $P_{k-1|k-1}^s$ ، تعداد $m = 2n$ نقطه‌ی مکعبی $\mathcal{X}_{k-1|k-1}^{s,i} \in \mathbb{R}^n$ به وسیله معادلات (۳) تولید می‌شوند:

$$\begin{aligned} \mathcal{X}_{k-1|k-1}^{s,i} &= \hat{X}_{k-1|k-1}^s + \sqrt{P_{k-1|k-1}^s} \xi_i \quad i = 1, \dots, n \\ \mathcal{X}_{k-1|k-1}^{s,i} &= \hat{X}_{k-1|k-1}^s - \sqrt{P_{k-1|k-1}^s} \xi_{i-n} \quad i = n+1, \dots, m \end{aligned} \quad (3)$$

که

$$\xi_i = \begin{cases} \sqrt{n} e_i, & 1 \leq i \leq n \\ -\sqrt{n} e_{i-n}, & n+1 \leq i \leq m. \end{cases} \quad (4)$$

e_i بردار واحد n بعدی بوده که i امین عنصر آن ۱ است. سپس هر نقطه‌ی مکعبی $\mathcal{X}_{k-1|k-1}^{s,i}$ به وسیله تابع انتقال حالت غیرخطی $f(\cdot)$ به وسیله معادله (۵) نگاشت می‌شود.

$$\mathcal{X}_{k|k-1}^{s,i} = f(\mathcal{X}_{k-1|k-1}^{s,i}) \in \mathbb{R}^n, \quad i = 1, \dots, m. \quad (5)$$

در نهایت با داشتن نقاط نگاشت شده، میانگین و ماتریس کوواریانس بردار حالت پیش‌بینی شده به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k|k-1}^s &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathcal{X}_{k|k-1}^{s,i} \in \mathbb{R}^n \\ P_{k|k-1}^s &= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathcal{X}_{k|k-1}^{s,i} - \hat{X}_{k|k-1}^s)(\mathcal{X}_{k|k-1}^{s,i} - \hat{X}_{k|k-1}^s)^T + Q_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}. \end{aligned} \quad (6)$$

۲. به‌روز رسانی: ابتدا مجموعه‌ی جدیدی از نقاط مکعبی

$\tilde{\mathcal{X}}_{k|k-1}^{s,i} \in \mathbb{R}^n$ بر اساس میانگین و ماتریس کوواریانس بردار حالت پیش‌بینی شده به وسیله معادلات (۷) تولید می‌شود.

$$\begin{aligned} \tilde{\mathcal{X}}_{k|k-1}^{s,i} &= \hat{X}_{k|k-1}^s + \sqrt{P_{k|k-1}^s} \xi_i \quad i = 1, \dots, n \\ \tilde{\mathcal{X}}_{k|k-1}^{s,i} &= \hat{X}_{k|k-1}^s - \sqrt{P_{k|k-1}^s} \xi_{i-n} \quad i = n+1, \dots, m. \end{aligned} \quad (7)$$

سپس نقاط تولید شده با استفاده از تابع غیرخطی اندازه‌گیری $h^s(\cdot)$ نگاشت یافته و به صورت زیر نقاط انتشار تولید می‌شوند:

تذکره (۳): برای ایجاد ارتباط بین شبکه‌ی راداری و میانگین‌گیری وزن‌دار الگوریتم برای ایجاد ساختاری توزیع‌شده، ماتریس وزنی توافق $\Pi = \{\pi^{s,j}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ در (۱۴) بایستی از نوع شبه مجاورت برای الگوریتم (۱): ردیابی هدف توزیع‌شده مبتنی بر فیلتر کالمن

مکعبی و توافق میانگین وزن‌دار روی زوج اطلاعات
در هر گام زمانی k و برای هر عامل شبکه یعنی $s \in \mathcal{N}$ ، به ترتیب اجرا شود:

۱. ردیابی محلی:

(الف) پیش‌بینی فیلتر کالمن مکعبی محلی به وسیله‌ی معادله (۶) و با کمک معادلات (۳) تا (۵)
(ب) دریافت اندازه‌گیری‌های رادار (z_k^s) و به‌روز رسانی فیلتر کالمن مکعبی محلی با کمک معادلات (۷) تا (۱۰) و به صورت:

$$\begin{cases} K_{k|k}^s = P_{xz,k|k-1}^s (P_{zz,k|k-1}^s)^{-1} \in \mathbb{R}^{n \times r} \\ \hat{x}_{k|k,0}^s = \hat{x}_{k|k-1}^s + K_{k|k}^s (z_k^s - \hat{z}_{k|k-1}^s) \in \mathbb{R}^n \\ P_{k|k,0}^s = P_{k|k-1}^s - K_{k|k}^s P_{zz,k|k-1}^s (K_{k|k}^s)^T \in \mathbb{R}^{n \times n} \end{cases}$$

۲. تشکیل زوج اطلاعات با مقداردهی به صورت:

$$Y_{k|k,0}^s = (P_{k|k,0}^s)^{-1}, \quad \hat{y}_{k|k,0}^s = (P_{k|k,0}^s)^{-1} \hat{x}_{k|k,0}^s \quad (۱۵)$$

۳. برای $l=0,1,\dots,L-1$ اجرای L گام توافق به صورت:

(الف) انتشار پیام $(\hat{y}_{k|k,l}^s, Y_{k|k,l}^s)$ بین عامل‌های همسایه یعنی $j \in \mathcal{N}_s$.

(ب) دریافت پیام‌های $(\hat{y}_{k|k,l}^j, Y_{k|k,l}^j)$ از تمامی همسایگان یعنی $j \in \mathcal{N}_s$.

(ج) ترکیب اطلاعات به صورت:

$$\begin{cases} \hat{y}_{k|k,l+1}^s = \pi^{s,s} \hat{y}_{k|k,l}^s + \sum_{j \in \mathcal{N}_s} \pi^{s,j} \hat{y}_{k|k,l}^j \\ Y_{k|k,l+1}^s = \pi^{s,s} Y_{k|k,l}^s + \sum_{j \in \mathcal{N}_s} \pi^{s,j} Y_{k|k,l}^j \end{cases}$$

۴. ردیابی نهایی:

$$\hat{x}_{k|k}^s = (Y_{k|k,L}^s)^{-1} \hat{y}_{k|k,L}^s, \quad P_{k|k}^s = (Y_{k|k,L}^s)^{-1} \quad (۱۶)$$

گراف غیرجهت‌دار $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ انتخاب شود به نحویکه (۱۷) برقرار شود.

$$\pi^{s,j} \triangleq \begin{cases} p & \text{if } (s,j) \in \mathcal{E} \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (۱۷)$$

که $p \neq 0$ است. در پژوهش‌های پیشین و بسته به کاربردهای مختلف از ضرایب وزنی مختلفی استفاده شده است که یکی از معروف‌ترین آن‌ها، ضرایب متروپولیس^۹ است [۲۷]. بر اساس [۲۷] ماتریس Π اولیه اولیه است اگر و تنها اگر گراف $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ یا شبکه راداری متصل باشد.

$$(\hat{y}_{k|k}^*, Y_{k|k}^*) = \lim_{l \rightarrow \infty} (\hat{y}_{k|k,l}^s, Y_{k|k,l}^s) \quad (۱۳)$$

$(\hat{y}_{k|k,l}^s, Y_{k|k,l}^s)$ زوج اطلاعات عامل s در زمان k و پس از انجام l مرحله گام توافق به صورت زیر است:

$$\begin{cases} \hat{y}_{k|k,l+1}^s = \pi^{s,s} \hat{y}_{k|k,l}^s + \sum_{j \in \mathcal{N}_s} \pi^{s,j} \hat{y}_{k|k,l}^j \\ Y_{k|k,l+1}^s = \pi^{s,s} Y_{k|k,l}^s + \sum_{j \in \mathcal{N}_s} \pi^{s,j} Y_{k|k,l}^j \end{cases} \quad (۱۴)$$

و $\pi^{s,j} \geq 0, j \in \mathcal{J}_s$ ضرایب وزنی بوده که شرط $\sum_{j \in \mathcal{J}_s} \pi^{s,j} = 1, \forall s \in \mathcal{N}$ را ارضا می‌نمایند. این ضرایب وزنی درایه‌های ماتریس وزنی توافق Π را تشکیل داده به نحویکه $\pi^{s,j}, (s,j)$ امین درایه‌ی Π است (به ازای $s \in \mathcal{N}$ و $j \in \mathcal{J}_s$).

تعریف (۲): ماتریسی مانند Π را اولیه^۸ گویند، اگر عدد صحیحی مانند L وجود داشته باشد به نحویکه تمامی درایه‌های Π^L (توان L ام ماتریس Π) اکیدا مثبت باشند.

حال با تعریف بالا، قضیه (۱) شرایط برقراری توافق میانگین وزن‌دار را بیان می‌کند.

قضیه (۱): شبکه‌ی راداری $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ در نظر گرفته شود. تمامی زوج‌های اطلاعات $(\hat{y}_{k|k}^s, Y_{k|k}^s), s \in \mathcal{N}$ می‌توانند به توافق میانگین وزن‌دار مطابق تعریف (۱) برسند، اگر ماتریس وزنی توافق $\Pi = \{\pi^{s,j}\} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ از نوع اولیه باشد.

اثبات: مشابه اثبات قضیه (۱) در [۲۱]. ■

با مقدمات گفته‌شده، روش پیشنهادی به صورت گام به گام در الگوریتم (۱) خلاصه می‌شود.

تذکره (۲): در این الگوریتم اطلاعات رد و بدل‌شده میان عامل‌های همسایه بر خلاف پژوهش‌های پیشین مانند [۲۱، ۲۲] (که از بردار تخمین حالت و ماتریس کوواریانس آن استفاده شده)، از بردار و ماتریس اطلاعات مطابق (۱۲) استفاده می‌شود. همانگونه که در مقدمه بیان گردید، در مقالات معتبر از این روش به نام CI یا توافق روی اطلاعات یاد می‌شود که کران‌داری را حتی با $L=1$ نیز برقرار می‌سازد [۱۳]. همین موضوع کاهش حجم محاسبات و همچنین عملکرد بهتر در کاربردهای زمان حقیقی را در پی دارد و بنابراین برای کاربرد حساس ردیابی اهداف انتخابی مناسب می‌باشد. کاهش حجم محاسباتی کاهش هزینه‌ها را در پی داشته و استفاده از شبکه‌های راداری مقیاس وسیع را برای افزایش ناحیه نظارت ممکن می‌سازد. همچنین استفاده از بردار و ماتریس اطلاعات باعث می‌شود که در میانگین‌گیری وزن‌دار، از معکوس ماتریس کوواریانس تخمین هر عامل به جای خود ماتریس کوواریانس آن برای وزن‌دهی تخمین هر عامل استفاده شود که این موضوع وزن عوامل بادقت‌تر را در تخمین نهایی افزایش داده و عملاً در دقت ردیابی نقش پررنگی داشته را ایفا می‌کند.

۵- نتایج شبیه‌سازی

برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از یک سناریوی معروف کنترل ترافیک هوایی که در بسیاری از مقالات معتبر مانند [۲۴، ۲۲] به عنوان مبنایی برای سنجش الگوریتم‌های استفاده شده، بهره گرفته می‌شود. هدف موجود در این سناریو از نوع CT و در حال مانوردهی در صفحه x/y با سرعت زاویه‌ای تقریباً ثابت Ω بوده و دینامیک حرکت چرخشی آن به صورت معادلات حالت گسسته (۱۸) مدل می‌شود:

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega h}{\Omega} & 0 & -\left(\frac{1 - \cos \Omega h}{\Omega}\right) \\ 0 & \cos \Omega h & 0 & -\sin \Omega h \\ 0 & \frac{1 - \cos \Omega h}{\Omega} & 1 & \frac{\sin \Omega h}{\Omega} \\ 0 & \sin \Omega h & 0 & \cos \Omega h \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{h^2}{2} & 0 \\ h & 0 \\ 0 & \frac{h^2}{2} \\ 0 & h \end{bmatrix} \omega_{k-1} \quad (18)$$

که بردار حالت آن $x_k = [\xi_k, \dot{\xi}_k, \eta_k, \dot{\eta}_k]^T$ بوده به نحویکه ξ_k و η_k نشان‌دهنده موقعیت و $\dot{\xi}_k$ و $\dot{\eta}_k$ نشان‌دهنده سرعت هدف، به ترتیب در راستاهای x و y و در زمان k هستند. همچنین h زمان نمونه برداری (یا به تعریفی دیگر فاصله‌ی زمانی بین دو اسکن پیاپی توسط رادار) بوده و مشخصات نویز فرآیند به صورت $\omega_{k-1} \sim N(0, Q_{k-1})$ است.

شبکه‌ی راداری متشکل از $N = 4$ رادار است که در مختصات $(-8000, 4000)$ ، $(-11000, 2000)$ ، $(-6000, -1000)$ و $(0, 0)$ در صفحه‌ی افقی قرار گرفته‌اند. هر کدام از این رادارها در حال اندازه‌گیری فاصله و همچنین زاویه‌ی سمت نسبت به هدف بوده که در نتیجه معادلات اندازه‌گیری غیرخطی رادار s ام از شبکه و در زمان k به صورت (۱۹) در خواهد آمد.

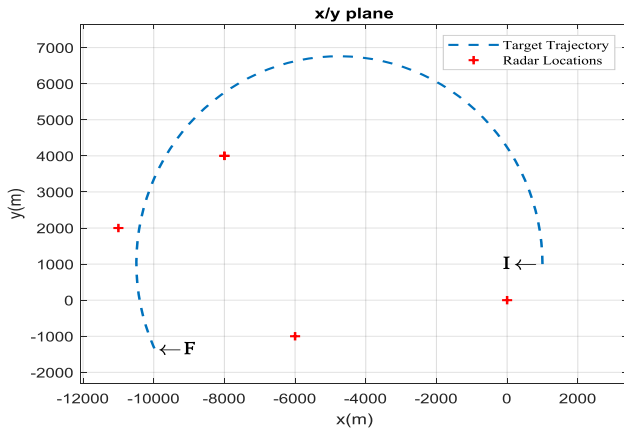
$$z_k^s = \begin{bmatrix} r_k^s \\ \theta_k^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(\xi_k^s - x_0^s)^2 + (\eta_k^s - y_0^s)^2} \\ \arctan\left(\frac{\eta_k^s - y_0^s}{\xi_k^s - x_0^s}\right) \end{bmatrix} + v_k^s \quad (19)$$

که (x_0^s, y_0^s) موقعیت s امین حسگر راداری را نمایش می‌دهد. نویز اندازه‌گیری نیز به صورت $v_k^s \sim N(0, R_k^s)$ با ماتریس کوواریانس $R_k^s = \text{diag}((\sigma_r^s)^2, (\sigma_\theta^s)^2)$ بوده که از خاصیت پراکندگی شرایط نویزی پیروی می‌کند و برای هر حسگر راداری مقادیر متفاوتی را به خود می‌گیرد. به منظور شبیه‌سازی، پارامترهای سیستم به صورت (۲۰) قرار داده می‌شوند.

$$h = 1s, \quad \Omega = -3^\circ/s, \quad Q_{k-1} = 0.01I_2, \quad \sigma_\theta = 0.015\text{rad} \\ \sigma_r^1 = 1\text{m}, \quad \sigma_r^2 = 2\text{m}, \quad \sigma_r^3 = 3\text{m}, \quad \sigma_r^4 = 4\text{m} \quad (20)$$

همچنین شرایط اولیه‌ی هدف و کوواریانس مربوطه‌ی آن برابر با مقادیر زیر است.

$x_0 = [1000\text{m} \quad 300\text{m/s} \quad 1000\text{m} \quad 0\text{m/s}]^T$
 $P_0 = \text{diag}(500^2\text{m}^2, 100^2\text{m}^2/\text{s}^2, 500^2\text{m}^2, 100^2\text{m}^2/\text{s}^2)$
 در ضمن مقادیر اولیه‌ی هدف برای واحدهای تخمین حالت نامعلوم بوده و به صورت تصادفی از $N(x_0, P_0)$ انتخاب می‌شوند. شکل (۲)، هفتاد ثانیه از مسیر طی شده توسط هدف و همچنین محل استقرار رادارها (شبکه‌ی حسگر) را نشان می‌دهد.



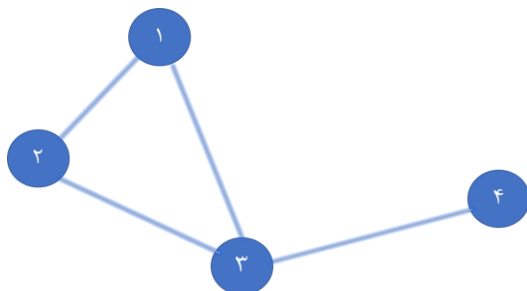
شکل (۲): مسیر هدف (I نقطه‌ی شروع و F نقطه‌ی پایانی) و مختصات رادارها

گراف معرف ارتباط بین حسگرهای راداری نیز در شکل (۳) نمایش داده شده است که رادارها با رأس و ارتباط مخابراتی بین هر دو رادار یا به عبارتی دیگر $(s, j) \in \mathcal{E}$ با یال مشخص شده‌اند. ضرایب وزنی توافق نیز به صورت ضرایب متروپولیس قرار داده می‌شوند (۲۱) که d_s نمایانگر تعداد یال‌های متصل به رأس s است.

$$\pi^{s,j} = \begin{cases} \left(1 + \max\{d_s, d_j\}\right)^{-1}, & \text{if } (s, j) \in \mathcal{E}, \\ 1 - \sum_{(s,j) \in \mathcal{E}} \pi^{s,j}, & \text{if } s = j, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (21)$$

بنابراین ماتریس وزنی متروپولیس برای گراف شکل (۳) به صورت (۲۲) محاسبه می‌شود.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \frac{5}{12} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & 0 \\ \frac{1}{3} & \frac{5}{12} & \frac{1}{4} & 0 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ 0 & 0 & \frac{1}{4} & \frac{3}{4} \end{bmatrix} \quad (22)$$



شکل (۳): توپولوژی ارتباطی شبکه‌ی راداری

سخت تر را به همراه دارد. همچنین برتری روش پیشنهادی در حالت $L = 2$ نیز مشهودتر بوده که ادعای قبلی در مورد عدم نیاز الگوریتم به تعداد بالای گام توافق را ثابت می‌کند.

علاوه بر موارد گذشته، به منظور مقایسه‌ی عددی عملکرد الگوریتم‌ها از میانگین گیری شاخص‌های جذر میانگین مربعات خطای موقعیت چهار عامل استفاده شده که به صورت (۲۵) تعریف می‌شود:

$$APRMSE = \sum_{k=1}^K PRMSE(k). \quad (25)$$

ارزیابی عددی انجام شده در جدول (۲) آورده شده است که مقادیر آن کارایی الگوریتم پیشنهادی را بار دیگر تصدیق می‌کند. در جدول (۲) علاوه بر حالت معمولی، APRMSE در حالت دائمی یا SS-APRMSE نیز مقایسه شده است.

همانگونه که مشخص است در حالت دائمی نیز الگوریتم پیشنهادی عملکرد بهتری را از خود به نمایش می‌گذارد که استفاده از فیلتر کالمن مکعبی به جای فیلتر کالمن بی‌اثر نیز در این برتری تاثیرگذار است. همچنین اختلاف کم مقدار APRMSE در دو حالت $L = 2$ و $L = 5$ برای الگوریتم پیشنهادی بر خلاف الگوریتم WAC، ادعای قبلی در مورد عدم نیاز این الگوریتم به تعداد بالای گام توافق را ثابت می‌کند.

جدول (۱): (الف) PRMSE در $L=2$

Time(k)	PRMSE(m)		
	WAC	Proposed Algorithm	Classic control Algorithm
۱۱۷	۰٫۹۱۸۰۲۹	۰٫۹۰۳۹۷۲	۰٫۸۹۰۳۱۵
۱۱۸	۱٫۰۵۴۴۶	۱٫۰۰۷۴۶	۰٫۹۰۱۳۶
۱۱۹	۰٫۹۷۵۵۲۵	۰٫۸۶۳۰۱۳	۱٫۱۰۹۶۴۵
۱۲۰	۰٫۹۵۳۰۵۴	۰٫۸۷۷۹۱۴	۱٫۰۶۷۸۴۳
۱۲۱	۱٫۵۴۵۵۵	۱٫۴۶۰۹۷	۱٫۰۰۶۵۴
۱۲۲	۱٫۱۹۹۰۵	۱٫۱۲۸۶۳	۱٫۵۰۰۰۶
۱۲۳	۱٫۳۵۴۹۴	۱٫۲۱۸۸۳	۱٫۰۶۱۵۶
۱۲۴	۱٫۳۸۸۷	۱٫۲۹۹۵	۱٫۱۲۵۴۹
۱۲۵	۱٫۳۳۸۰۱	۱٫۲۳۰۰۶	۱٫۷۰۳۵۷
۱۲۶	۱٫۷۹۹	۱٫۷۰۰۴۲	۱٫۵۸۰۹۷
۱۲۷	۱٫۵۶۵۱۷	۱٫۴۶۶۶۴	۱٫۹۴۰۰۶
۱۲۸	۱٫۸۴۷۸۷	۱٫۷۵۸۶	۱٫۴۹۶۹۵
۱۲۹	۱٫۲۴۷۸۹	۰٫۸۲۰۷۰۹	۱٫۵۹۸۳
۱۳۰	۱٫۶۷۱۳	۱٫۵۴۹۲۹	۰٫۷۳۱۶۹
۱۳۱	۱٫۸۴۰۹۹	۱٫۷۷۵۲۷	۱٫۴۰۳۹۴

همچنین برای تحلیل و مقایسه‌ی نتایج به دست آمده از شاخص جذر میانگین مربعات خطای موقعیت^{۱۱} استفاده شده که در لحظه‌ی k به صورت (۲۳) محاسبه می‌شود.

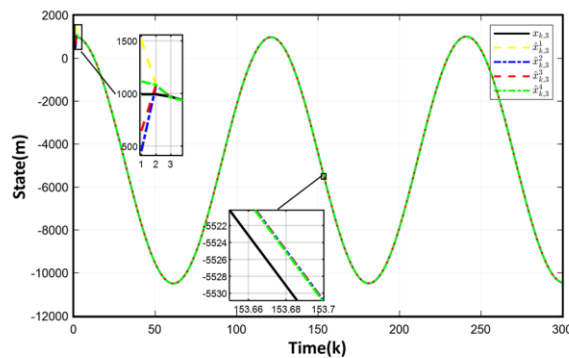
$$PRMSE(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left(\left(\xi_k^i - \hat{\xi}_k^i \right)^2 + \left(\eta_k^i - \hat{\eta}_k^i \right)^2 \right)} \quad (23)$$

(ξ_k^i, η_k^i) موقعیت‌های واقعی هدف در i امین اجرای مونت کارلو^{۱۱} و $(\hat{\xi}_k^i, \hat{\eta}_k^i)$ موقعیت‌های ردیابی شده در i امین اجرای مونت کارلو و به صورت معادلات (۲۴) هستند:

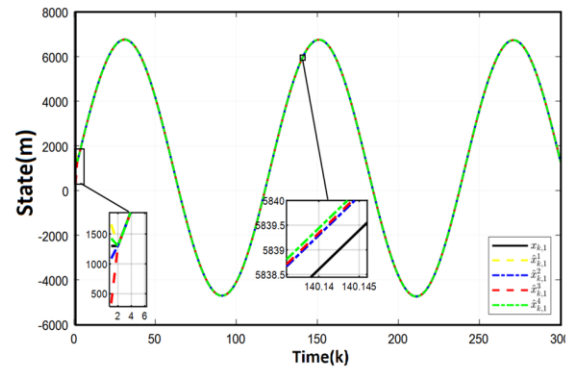
$$\hat{\xi}_k^i = \sum_{s=1}^N \hat{\xi}_k^{s,i}, \quad \hat{\eta}_k^i = \sum_{s=1}^N \hat{\eta}_k^{s,i}. \quad (24)$$

در ضمن به منظور ارزیابی دقیق از نتایج، $M = 50$ قرار داده شده و تعداد کل پایش‌های راداری در هر اجرای شبیه‌سازی برابر با $K = 300$ خواهد بود. شکل (۴) حالت‌های هدف (موقعیت و سرعت در راستاهای x و y) و همچنین تخمین آن‌ها توسط چهار عامل شبکه با $L=5$ را به صورت جداگانه نمایش می‌دهد. همانگونه که از شکل (۴) نیز مشخص است هر چهار عامل شبکه با وجود داشتن حالت‌های اولیه‌ی کاملاً متفاوت و شرایط نویزی گوناگون، از جمله نویز سفید، نسبت به هم و همچنین فاصله و زاویه‌ی سمت متفاوت نسبت به هدف، کاملاً روی مقدار واقعی توافق می‌کنند. همچنین اهمیت این موضوع به دلیل عدم وجود ارتباط کامل بین عوامل شبکه بیشتر نمایان می‌شود. نتایج موجود عملکرد رضایت‌بخش الگوریتم ارائه شده را در ردیابی هدف مذکور به خوبی نشان داده و تاثیر آن را نمایان می‌سازد.

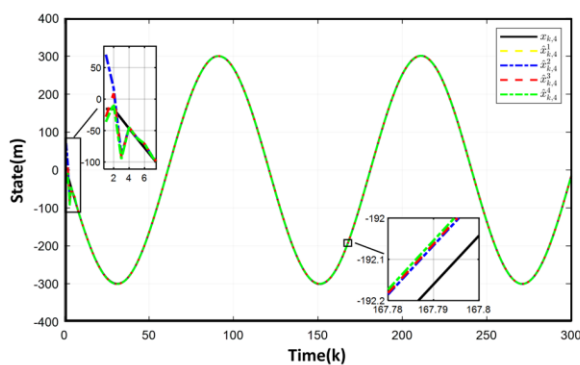
در شکل (۵) مقایسه‌ای بین عملکرد الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم WAC ارائه شده در [۲۱] و یک کنترل کننده کلاسیک با تعداد گام‌های توافق $L = 2$ و $L = 5$ انجام شده است. این مقایسه با بررسی شاخص جذر میانگین مربعات خطای موقعیت برای سه الگوریتم در سناریوی معرفی شده صورت گرفته به نحویکه رنگ آبی نشانگر مقدار شاخص PRMSE برای الگوریتم WAC، رنگ مشکی نشانگر مقدار شاخص برای الگوریتم کلاسیک غیر خطی و رنگ قرمز نشانگر این شاخص برای الگوریتم پیشنهادی است. همانگونه که گفته شد به دلیل رد و بدل شدن خود ماتریس کوواریانس به جای ماتریس اطلاعات در الگوریتم WAC و کلاسیک غیر خطی، دقت این روش‌ها نسبت به الگوریتم پیشنهادی کمتر بوده و از طرفی همگرایی در لحظات اولیه کندتر اتفاق می‌افتد. درحالیکه با وجود متفاوت بودن حالات اولیه‌ی تخمین‌ها با مقدار واقعی اما استفاده از بردار و ماتریس اطلاعات برای رد و بدل شدن بین عوامل این امکان را ایجاد می‌کند که تخمین‌های نادقیق سهم کمتری را در میانگین گیری وزن دار داشته باشند که همین موضوع افزایش محسوس دقت مخصوصاً در شرایط



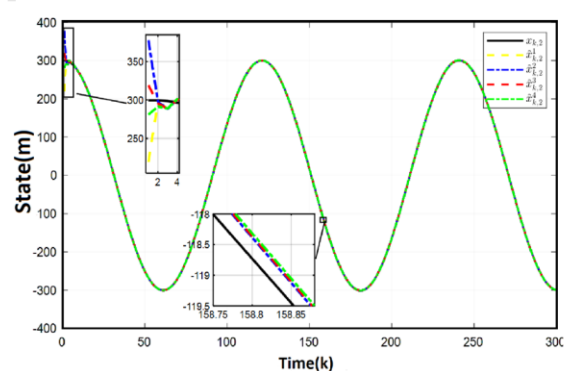
(ب) مقادیر واقعی و تخمین زده شده $\hat{x}_{k,2}$



(الف) مقادیر واقعی و تخمین زده شده $\hat{x}_{k,1}$

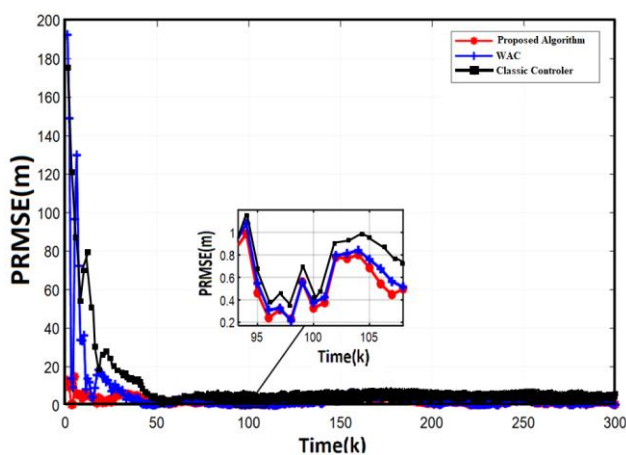


(د) مقادیر واقعی و تخمین زده شده $\hat{x}_{k,4}$

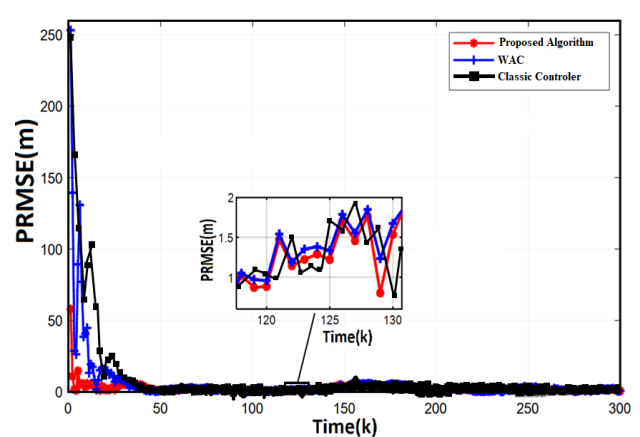


(ج) مقادیر واقعی و تخمین زده شده $\hat{x}_{k,3}$

شکل (۴): مقادیر واقعی و تخمین زده شده در پنجمین گام توافق



شکل (۵): (ب) PRMSE در $L=5$



شکل (۵): (الف) PRMSE در $L=2$

می‌شود. در نهایت و با به کار گیری شبیه‌سازی عددی عملکرد الگوریتم در یک سناریوی معروف کنترل هوایی CT سنجیده شده و کارایی و دقت بیشتر آن در مقایسه با الگوریتم‌های قبلی از جمله [21] و کنترل غیر خطی کلاسیک ارائه شده نشان داده می‌شود.

مراجع

- [1] F. Hesar, and S. Roy, "Spectrum sharing between a surveillance radar and secondary Wi-Fi networks," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 52, No. 3, pp. 1434-1448, 2016.
- [2] h. hesamipour, and I. Sharifi, "Platoon Control for the Transport of Heavy Vehicles in the Internet of Things," Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 19, No. 3, pp. 227-235, 2022.
- [3] A. Deligiannis, A. Panoui, S. Lambotharan, and J. A. Chambers, "Game-theoretic power allocation and the Nash equilibrium analysis for a multistatic MIMO radar network," IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 65, No. 24, pp. 6397-6408, 2017.
- [4] R. Nabati, and H. Qi, "Rrpn: Radar region proposal network for object detection in autonomous vehicles." IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 22-25 September, Taipei, Taiwan pp. 3093-3097, 2019.
- [5] M. Molaei, and A. Amirkhani, "Policy-based Auto-Driving in Highway based on Distributional Reinforcement Learning Methods," Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 19, No. 2, pp. 209-222, 2022.
- [6] S. H. Javadi, and A. Farina, "Radar networks: A review of features and challenges," Information fusion, Vol. 61, pp. 48-55, 2020.
- [7] X. Yuan, F. Lian, and C. Han, "Models and algorithms for tracking target with coordinated turn motion," Mathematical Problems in Engineering, Vol. 2014, 2014.
- [8] W. Sun, W. Yi, M. Xie, Y. Yuan, and L. Kong, "Node selection for target tracking in passive multiple radar systems," 20th International Conference on Information Fusion (Fusion), 10-13 July, Xi'an, China, pp. 1-6, 2019.
- [9] W. Li, Z. Wang, G. Wei, L. Ma, J. Hu, and D. Ding, "A survey on multisensor fusion and consensus filtering for sensor networks," Discrete Dynamics in Nature and Society, Vol. 2015, 2015.
- [10] C. Yang, Z. Yang, and Z. Deng, "Robust weighted state fusion Kalman estimators for networked systems with mixed uncertainties," Information Fusion, Vol. 45, pp. 246-265, 2019.
- [11] Z. Zhong, E. Zhao, X. Zheng, and X. Zhao, "A consensus-based square-root cubature Kalman filter for manoeuvring target tracking in sensor networks," Transactions of the Institute of Measurement and Control, Vol. 42, No. 15, pp. 3052-3062, 2020.
- [12] F. S. Cattivelli, and A. H. Sayed, "Diffusion strategies for distributed Kalman filtering and smoothing," IEEE Transactions on automatic control, Vol. 55, No. 9, pp. 2069-2084, 2010.
- [13] G. Battistelli, L. Chisci, G. Mugnai, A. Farina, and A. Graziano, "Consensus-based algorithms for distributed filtering," IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC), 10-13 December, Maui, HI, USA, pp. 794-799, 2012.

جدول (۱): (ب) PRMSE در $L=5$

Time(k)	PRMSE(m)		
	WAC	Proposed Algorithm	Classic control Algorithm
۹۴	۱,۰۷۷۹۱	۰,۹۸۷۰۰۲	۱,۱۵۶۹۸
۹۵	۰,۵۵۶۳۶۴	۰,۴۶۹۰۳۹	۰,۶۸۲۳۴
۹۶	۰,۳۱۸۵۵۶	۰,۲۴۲۲۴۴	۰,۳۹۸۹۷
۹۷	۰,۳۲۸۰۲۱	۰,۳۱۶۹۰۵	۰,۴۰۶۷۴
۹۸	۰,۲۲۱۰۱۹	۰,۲۲۴۷۵۸	۰,۳۹۶۸۴
۹۹	۰,۵۴۶۸۹۹	۰,۵۵۷۸۰۸	۰,۶۸۴۶۱
۱۰۰	۰,۳۷۰۷۵۴	۰,۳۳۸۱۸۲	۰,۴۰۰۱۵
۱۰۱	۰,۴۰۹۴۱۳	۰,۳۶۲۱۴۱	۰,۴۶۹۰۶
۱۰۲	۰,۷۸۲۵۱۵	۰,۷۸۲۳۶	۰,۹۱۶۰۳
۱۰۳	۰,۸۱۳۶۹۴	۰,۷۴۴۵	۰,۹۴۵۹۰
۱۰۴	۰,۸۲۳۱۵۹	۰,۷۹۴۰۱۷	۰,۹۹۰۳۳
۱۰۵	۰,۷۴۸۸۸۵	۰,۶۷۹۷۴۲	۰,۹۵۳۱۴
۱۰۶	۰,۶۶۷۳۸۹	۰,۵۲۹۲۰۷	۰,۸۴۳۶۵
۱۰۷	۰,۵۵۶۹۰۵	۰,۴۲۹۵۸۱	۰,۷۸۹۱۵
۱۰۸	۰,۴۹۷۲۲۸	۰,۴۶۸۲۴	۰,۷۲۶۹۴

جدول (۲): (الف) مقایسه‌ی عملکرد در شاخص PRMSE

$L=2$			
WAC	کلاسیک	پیشنهادی	الگوریتم
۵,۵۶	۶,۰۶	۲,۳۸	APRMSE(m)
۲,۰۷	۲,۵۶	۱,۸۴	ss_APRMSE(m)

جدول (۲): (ب) مقایسه‌ی عملکرد در شاخص PRMSE

$L=5$			
WAC	کلاسیک	پیشنهادی	الگوریتم
۴,۸۹	۵,۴۶	۲,۲۱	APRMSE(m)
۲,۰۳	۲,۳۴	۱,۷۹	ss_APRMSE(m)

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله به مسئله‌ی ردیابی هدف توزیع شده غیرخطی روی شبکه‌های راداری پرداخته شده است. الگوریتم ارائه شده با دستکاری فیلتر کالمن مکعبی و تلفیق آن با الگوریتم توافق میانگین وزن دار و بر پایه‌ی توافق روی بردار و ماتریس اطلاعات به وجود آمده و عملکرد بهتری را نسبت به الگوریتم‌های قبلی و کلاسیک غیر خطی از جمله توافق روی تخمین‌ها ارائه می‌دهد. استفاده از فیلتر کالمن مکعبی در این الگوریتم زمینه را برای رویارویی با مسائل ردیابی اهداف با دینامیک‌های غیرخطی و با ابعاد بزرگ فراهم می‌سازد و توافق روی اطلاعات باعث تضمین کرانداری تخمین نهایی حتی با یک گام توافق

زیر نویس ها

¹ Wireless sensor networks

² Multistatic radars

³ Azimuth

⁴ Doppler shift

⁵ Global consistency

⁶ Coordinated turn

⁷ Augmented coordinated turn

⁸ Primitive

⁹ Metropolis Weights

¹⁰ Position root mean square error

¹¹ Monte Carlo

- [14] S. Yang, and M. Baum, "Extended Kalman filter for extended object tracking.", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 05-09 March, New Orleans, LA, USA, pp. 4386-4390, 2017.
- [15] H. Shahalami, and H. Khandouzi, "Sensorless variable speed of SPIM drives with on-line rotor resistance estimation using EKF," Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, Vol. 17, No. 2, pp. 73-85, 2020.
- [16] A. Keshavarz-Mohammadiyan, and H. Khaloozadeh, "Consensus-based distributed unscented target tracking in wireless sensor networks with state-dependent noise," Signal Processing, Vol. 144, pp. 283-295, 2018.
- [17] Y. Tian, Z. Chen, and F. Yin, "Distributed IMM-unscented Kalman filter for speaker tracking in microphone array networks," IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, Vol. 23, No. 10, pp. 1637-1647, 2015.
- [18] C. Hu, H. Lin, Z. Li, B. He, and G. Liu, "Kullback-Leibler divergence based distributed cubature Kalman filter and its application in cooperative space object tracking," Entropy, Vol. 20, No. 2, pp. 116, 2018.
- [19] S. Das, and J. M. Moura, "Distributed Kalman filtering with dynamic observations consensus," IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 63, No. 17, pp. 4458-4473, 2015.
- [20] G. Soatti, M. Nicoli, S. Savazzi, and U. Spagnolini, "Consensus-based algorithms for distributed network-state estimation and localization," IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, Vol. 3, No. 2, pp. 430-444, 2016.
- [21] W. Li, G. Wei, F. Han, and Y. Liu, "Weighted average consensus-based unscented Kalman filtering," IEEE transactions on cybernetics, Vol. 46, No. 2, pp. 558-567, 2015.
- [22] J. Xia, S. Gao, X. Qi, J. Zhang, and G. Li, "Distributed cubature H-infinity information filtering for target tracking against uncertain noise statistics," Signal Processing, Vol. 177, pp. 107725, 2020.
- [23] K. O. Al Ali, N. Ilić, M. S. Stanković, and S. S. Stanković, "Distributed target tracking in sensor networks using multi-step consensus," IET Radar, Sonar & Navigation, Vol. 12, No. 9, pp. 998-1004, 2018.
- [24] W. Li, and Y. Jia, "Consensus-based distributed multiple model UKF for jump Markov nonlinear systems," IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 57, No. 1, pp. 227-233, 2011.
- [25] M. Roth, G. Hendebay, and F. Gustafsson, "EKF/UKF maneuvering target tracking using coordinated turn models with polar/Cartesian velocity.", 17th International Conference on Information Fusion (FUSION), 07-10 July, Salamanca, Spain, pp. 1-8, 2014.
- [26] X. R. Li, and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models," IEEE Transactions on aerospace and electronic systems, Vol. 39, No. 4, pp. 1333-1364, 2003.
- [27] G. C. Calafiore, and F. Abrate, "Distributed linear estimation over sensor networks," International Journal of Control, Vol. 82, No. 5, pp. 868-882, 2009.