

رهگیری هدف با اندازه‌گیری سمت و فرکانس با استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده

سید حامد هاشمی^۱، علیرضا الفی^۲

^۱ کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل، دانشکده مهندسی برق و ریاضیات، دانشگاه صنعتی شاهرود، Hamedhashemi1371@gmail.com

^۲ دانشیار، دانشکده مهندسی برق و ریاضیات، دانشگاه صنعتی شاهرود، a_alfi@shahroodut.ac.ir

پذیرش: ۱۳۹۷/۳/۳۱

ویرایش دوم: ۱۳۹۷/۲/۱

ویرایش اول: ۱۳۹۶/۶/۱۷

دریافت: ۱۳۹۶/۳/۳۱

چکیده: هدف از رهگیری با اندازه‌گیری سمت و فرکانس به عنوان یک مساله رهگیری غیرفعال تخمین سرعت و مکان هدف با استفاده از سیگنال ناشی شده از خود هدف می‌باشد. مشکل اصلی این نوع رهگیری وجود معادلات اندازه‌گیری غیرخطی است که برای حل آن، روش‌های متفاوتی از جمله استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته پیشنهاد شده است که این فیلتر دارای مشکلاتی از قبیل بایاس در تخمین پارامترها و وابستگی به شرایط اولیه است. در این مقاله ابتدا روش جدیدی به منظور فراهم آوردن شرایط اولیه مناسب برای فیلتر ارائه می‌شود. سپس، برای کاهش بایاس با الهام گرفتن از فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده پیشنهاد می‌شود که در آن ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم به صورت برخط و همزمان به‌روز می‌شوند. در نهایت، عملکرد فیلتر پیشنهادی با فیلتر کالمن توسعه یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی و فیلتر کالمن بی‌ریشه مقایسه می‌شود. نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب فیلتر پیشنهادی در مساله تحت مطالعه است.

کلمات کلیدی: رهگیری، اثر داپلر، فیلتر کالمن توسعه یافته، تخمین.

Target Tracking with Bearing and Frequency Measurements using Adaptive Modified Covariance Extended Kalman Filter

Seyyed Hamed Hashemi, Alireza Alfi

Abstract: The goal of the Doppler and Bearing Tracking (DBT) as a kind of passive target tracking problem is to estimate the position and velocity of the target using its transmitted signal. The main problem of this kind of target tracking is nonlinearity of the measurement equations. In order to solve this problem, different approaches have been reported in the literature, such as extended Kalman filter. However, bias and dependence on the initial conditions are the key shortcomings of such filters. In this paper, first, a novel technique is proposed to provide an appropriate initial condition for the filter. Then, inspired by the modified covariance extended Kalman filter, a new adaptive extended Kalman filter is introduced. Here, the measurement and the process noise covariances are updated simultaneously for reducing the bias effects. Finally, the performance of the proposed filter is compared with the standard extended Kalman filter, adaptive extended Kalman filter and unscented Kalman filter. Results show the good performance of the proposed filter in the problem under study.

Keywords: Target tracking, Doppler shift, Extended Kalman filter, Estimation.

۱- مقدمه

رهگیری غیرفعال به معنای تخمین مکان و سرعت هدف با استفاده از سیگنال ناشی شده از خود هدف است. چنانچه در رهگیری غیرفعال فقط سمت هدف اندازه گیری شود، به این مسئله رهگیری تنها با اندازه گیری سمت^۱ گفته می شود. از آنجا که سیگنال ناشی از هدف دارای تن های فرکانسی نیز هست، با استفاده از این تن های فرکانسی و اثر داپلر به همراه سمت اندازه گیری شده، روش دیگری در رهگیری غیرفعال ارائه گردید که اصطلاحاً رهگیری با استفاده از اندازه گیری سمت و فرکانس^۲ شناخته می شود [۱]. در رهگیری با استفاده از اندازه گیری تنها سمت، رویتگر نیاز به مانور دارد تا بتواند رویت پذیری را تضمین کند و به تخمین پارامترهای هدف پردازد. ولی در رهگیری با استفاده از اندازه گیری سمت و فرکانس به دلیل اندازه گیری فرکانس، مسئله رویت پذیر بوده و رویتگر بدون نیاز به مانور می تواند پارامترهای هدف را تخمین بزند. اما مشکلی که در این روش وجود دارد این است که معادلات اندازه گیری در این روش غیرخطی هستند که برای حل این مشکل روش های مختلفی پیشنهاد شده است.

یکی از این روش ها، استفاده از روش شبه خطی است [۲] که در آن با استفاده از معادلات شبه خطی، ماتریس های اندازه گیری تشکیل شده و سپس تخمین پارامترهای هدف انجام می شود. هرچند، مشکلی که در این روش وجود دارد بایاس در تخمین پارامترهاست. روش دیگر استفاده از روش متغیر ایزاری است [۳]. در این روش ابتدا با استفاده از معادلات شبه-خطی، ماتریس اندازه گیری تشکیل شده و سپس با ضرب آن در ماتریس ضرایب وزنی عمل تخمین انجام می شود که در این روش بایاس تخمین به خوبی کاهش می یابد، ولی الگوریتم این روش به صورت دسته ای^۳ بوده و امکان تخمین برخط پارامترها وجود ندارد. روش دیگر استفاده از روش حداکثر شباهت است [۴] که توانسته بایاس تخمین را کاهش دهد ولی دارای پیچیدگی های محاسباتی و حجم بالای محاسبات است. هرچند استفاده از روش متغیر ایزاری بازگشتی [۵] و الگوریتم بازگشتی بدون بایاس [۶]، بایاس تخمین را کاهش داده اند، ولی این روش ها به شرایط اولیه وابسته هستند و زمان تخمین پارامترها در این روش ها بالاست. استفاده از انواع مختلف فیلتر کالمن برای حل این مسئله نیز رایج است که از جمله می توان به فیلتر کالمن بی ریشه تکرار شده [۷]، فیلتر کالمن بی ریشه [۸]، فیلتر کالمن بی ریشه توسعه یافته شعاعی [۹] و فیلتر کالمن توسعه یافته [۱۰] اشاره کرد. همچنین در [۱۱]، از فیلتر ذره ای برای حل این مسئله استفاده شده است. با این حال، یکی از عمده مشکلات استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته بایاس در تخمین پارامترهاست که یکی از عوامل ایجاد آن خطی سازی معادلات غیرخطی با استفاده از سری تیلور و عدم در نظر گرفتن جملات مرتبه بالاتر آن است. عامل دیگر ایجاد بایاس عدم شناخت از ماتریس های کوواریانس نویز سیستم و کوواریانس نویز اندازه گیری است،

که برای حل این مشکل روش های تطبیقی متفاوتی برای تنظیم بر خط ماتریس های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه گیری ارائه شده است. در [۱۲]، با استفاده از روش دنباله ابداع^۴ ضریب تطبیقی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری ارائه شده است. در [۱۳]، روش دنباله اندازه گیری جدیدی به منظور تنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم پیشنهاد شده است. در مراجع [۱۴، ۱۵، ۱۶]، به منظور عملکرد مناسب فیلتر، ماتریس های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم تنظیم شده اند. در [۱۴] و [۱۵] برای تنظیم ماتریس های کوواریانس به ترتیب از روش تطبیق کوواریانس^۵ و حداکثر شباهت^۶ استفاده شده است. در [۱۶]، با استفاده از روش سریع ترین سقوط یک روش بازگشتی برای تنظیم بر خط ماتریس-های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم مطرح گردیده است که البته مشکل این روش، انتخاب شرایط اولیه مناسب برای الگوریتم بازگشتی است. همچنین در [۱۷]، از منطق فازی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری بهره برده است. هرچند استفاده از منطق فازی برای تنظیم فیلتر کالمن بسیار استفاده شده که از جمله می توان به [۱۸-۲۰] اشاره کرد، ولی مشکل اصلی در استفاده از منطق فازی برای تنظیم فیلتر کالمن عدم تضمین پایداری آن است. وابستگی به شرایط اولیه نیز از جمله معایب دیگر فیلتر کالمن است که در صورت عدم اعمال شرایط اولیه مناسب به فیلتر، امکان واگرایی آن وجود دارد [۲۱].

با توجه به آنچه که بیان شد، هدف اصلی این مقاله ارائه روشی برای حل مشکلات فیلتر کالمن توسعه یافته است. بدین منظور استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده^۷ پیشنهاد می شود [۲۲]. در این روش با محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه گیری در لحظه بعد از تخمین، ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن مجدداً محاسبه می شود که تا حدودی بایاس ناشی از خطی سازی را کاهش می دهد. لذا در این مقاله با استفاده از این فیلتر، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده پیشنهاد می شود که در آن با نظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه گیری سعی می شود بایاس ناشی از خطی سازی در فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده کاهش یابد. همچنین ضریب تطبیقی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری بر اساس روش دنباله ابداع ارائه می شود تا با تطبیق برخط این ماتریس بایاس ناشی از انتخاب نامناسب این ماتریس و تاثیر اغتشاش وارده از حسگر کاهش یابد. همچنین، ضریب تطبیق جدیدی بر اساس اختلاف تخمین و پیش بینی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم ارائه می شود تا با تنظیم این ماتریس پیش-بینی فیلتر بهبود یابد. در ضمن، به منظور ایجاد شرایط اولیه مناسب برای فیلتر کالمن، روش جدیدی ارائه می شود که در آن با استفاده از فیلتر کالمن اضافی و الگوریتم ژنتیک شرایط اولیه مناسب برای فیلتر کالمن اصلی برای تخمین پارامترها ایجاد می شود. در این مقاله در بخش دوم تعریف مسئله

^۱ Covariance Matching^۲ Maximum likelihood^۳ Modified Covariance Extended Kalman Filter^۴ Bearing Only Tracking^۵ Doppler and Bearing Tracking^۶ Batch^۷ Innovation Sequence

۳- فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده

فیلتر کالمن یک الگوریتم بازگشتی برای تخمین پارامترها به صورت برخط است که اولین بار توسط کالمن ارائه شده است [۲۳]. سیستم خطی گسسته زیر را در نظر بگیرید.

$$\begin{aligned}x(t) &= Fx(t-1) + w(t) \\ Z(t) &= Hx(t) + v(t)\end{aligned}\quad (6)$$

که در آن $x(t)$ بردار حالت با ابعاد $n \times 1$ و F ماتریس $n \times n$ انتقال حالت، $Z(t)$ بردار $m \times 1$ اندازه گیری و H ماتریس $m \times n$ اندازه گیری و $w(t)$ نویز پروسه و $v(t)$ نویز اندازه گیری که هر دوی آنها نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس مشخص می باشند که به ترتیب دارای ماتریس های کوواریانس Q و R می باشند.

الگوریتم فیلتر کالمن استاندارد به دو بخش پیش بینی و بروز رسانی تقسیم می شود که به ترتیب در روابط (۷) و (۸) آورده شده اند.

$$\begin{aligned}\hat{x}(t|t-1) &= F\hat{x}(t-1|t-1) \\ P(t|t-1) &= FP(t-1|t-1)F^T + Q(t)\end{aligned}\quad (7)$$

$$\begin{aligned}K(t) &= P(t|t-1)H^T(t) \times \\ & (H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1} \\ P(t|t) &= P(t|t-1) - K(t)H(t)P(t|t-1) \\ \hat{x}(t|t) &= \hat{x}(t|t-1) + K(t) \times (Z(t) \\ & - H(t)\hat{x}(t|t-1))\end{aligned}\quad (8)$$

حال چون معادلات اندازه گیری در این مسئله غیرخطی هستند، از فیلتر کالمن توسعه یافته استفاده می شود که در آن از معادلات اندازه گیری نسبت به بردار حالت مشتق گرفته و ماتریس ژاکوبین اندازه گیری تشکیل می شود. لازم به ذکر است که مشتق گیری از معادلات غیرخطی و تشکیل ماتریس ژاکوبین یکی از عوامل ایجاد بایاس در فیلتر کالمن توسعه یافته است.

$$H(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t-1)}\quad (9)$$

در رابطه (۹) بردار معادلات اندازه گیری غیرخطی می باشد که برای کاهش بایاس ناشی از مشتق گیری معادلات غیرخطی و تشکیل ماتریس ژاکوبین اندازه گیری روش فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده [۲۲] پیشنهاد شده است. در این روش با محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه گیری در لحظه بعد از تخمین، سعی در کاهش بایاس ناشی از خطی سازی معادلات غیرخطی دارد که برای این کار، مقادیر جدیدی برای ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن بدست می آورد.

$$H^+(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t)}\quad (10)$$

بنابراین با استفاده از این روش معادلات فیلتر کالمن بصورت زیر بازنویسی می شود.

رهگیری با اندازه گیری سمت و فرکانس توضیح داده می شود. در بخش سوم فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده معرفی می شود. در بخش چهارم، روش پیشنهادی معرفی می شود. در نهایت، برای نمایش عملکرد فیلتر تطبیقی پیشنهاد شده با فیلتر کالمن توسعه یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی و فیلتر کالمن بی ریشه مقایسه می گردد.

۲- تعریف مسئله

عمده مزیت رهگیری با اندازه گیری سمت و فرکانس رویت پذیر بودن آن است. علت رویت پذیری این مسئله استفاده اثر داپلر در تخمین سرعت هدف با استفاده از تن های فرکانسی اندازه گیری شده است. بنابراین در این مسئله، رویتگر نیازی به مانور برای تخمین پارامترهای هدف ندارد. شکل ۱ را در نظر بگیرید که با توجه به آن داریم:

$$\beta(t) = \tan^{-1} \left(\frac{y_T(t) - y_O(t)}{x_T(t) - x_O(t)} \right)\quad (1)$$

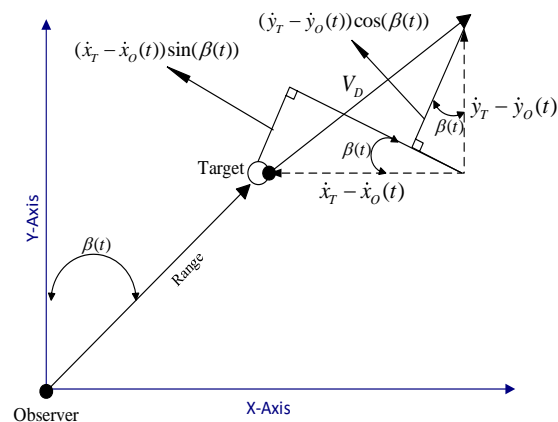
$$f_r(t) = f_B \left(1 + \frac{V_D}{C} \right)\quad (2)$$

$$\begin{aligned}V_D &= (\dot{x}_O(t) - \dot{x}_T(t)) \times \sin(\beta(t)) \\ &+ (\dot{y}_O(t) - \dot{y}_T(t)) \times \cos(\beta(t))\end{aligned}\quad (3)$$

در روابط فوق، C سرعت صوت در محیط، $\beta(t)$ سمت هدف، $[y_O, x_O, \dot{x}_O, \dot{y}_O]$ مکان هدف، سرعت و $[y_T, x_T, \dot{x}_T, \dot{y}_T]$ سرعت و مکان رویتگر، $f_r(t)$ فرکانس دریافتی از هدف و f_B فرکانس پایه هدف است. بردار اندازه گیری شامل دو عنصر است که در رابطه (۴) آورده شده است.

$$h(t) = [\beta(t), f_r(t)]^T\quad (4)$$

$$x(t) = [x_T, \dot{x}_T, y_T, \dot{y}_T, f_B]^T\quad (5)$$



شکل ۱: نمایش ریاضی مسیر حرکت هدف

در این مقاله، برای حل مسئله رهگیری مورد مطالعه، بردار حالت به صورت زیر در نظر گرفته می شود.

مشکل تر از سیستم های خطی است. برای حل این مشکل، روش های تطبیقی مختلفی برای تنظیم ماتریس های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه گیری ارائه شده است که در آنها با ضرب ضرب تطبیقی در ماتریس مورد نظر سعی در تنظیم برخط آن دارند و یا با استفاده از سیستم فازی ماتریس مورد نظر را به صورت برخط تنظیم می کنند. ولی در اغلب این روش ها، یکی از دو ماتریس مذکور تنظیم می گردد. در این مقاله، در روش جدید معرفی شده، هر دو ماتریس کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه گیری به صورت همزمان و برخط تنظیم می شوند.

۴-۱- روش پیشنهادی برای تطبیق Q و R

در ابتدا، ضریب تطبیق ارائه شده برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری معرفی می گردد که بر اساس روش دنباله ابداع می باشد [۱۷]. در این روش از پسماند فیلتر کالمن که اختلاف مقدار واقعی اندازه گیری و تخمین آن است استفاده می شود. پسماند فیلتر کالمن با معادله (۱۴) تعریف می شود.

$$r(t) = Z(t) - H(t)\hat{x}(t|t-1) \quad (14)$$

پسماند فیلتر دارای ماتریس کوواریانس واقعی و ماتریس کوواریانس تئوری است. ماتریس کوواریانس واقعی آن معادله (۱۵) می باشد.

$$\hat{C}_r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=i_0}^N r_i \times r_i^T \quad (15)$$

که در آن $i_0 = t - N + 1$ است که N طول پنجره تخمین است که مقدار آن به صورت تجربی بدست می آید. ماتریس کوواریانس تئوری پسماند نیز از معادله (۱۶) محاسبه می شود.

$$S(t) = H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t) \quad (16)$$

برای اینکه فیلتر کالمن در حالت بهینه خود قرار گیرد، باید نسبت ماتریس کوواریانس واقعی پسماند به تئوری آن برابر یک باشد.

$$\frac{\hat{C}_r(t)}{S(t)} = 1 \Rightarrow S(t) = \hat{C}_r(t) \Rightarrow \text{trace}(S(t)) = \text{trace}(\hat{C}_r(t)) \quad (17)$$

در معادله فوق trace جمع عناصر قطر اصلی است، چنانچه این نسبت برابر یک نباشد، داریم:

$$\begin{aligned} \frac{\hat{C}_r(t)}{S(t)} = \alpha(t) &\Rightarrow \hat{C}_r(t) = \alpha(t)S(t) \\ \Rightarrow \text{trace}(\hat{C}_r(t)) &= \text{trace}(\alpha(t)S(t)) \\ \Rightarrow \text{trace}(\hat{C}_r(t)) &= \alpha(t)\text{trace}(S(t)) \\ \Rightarrow \alpha(t) &= \frac{\text{trace}(\hat{C}_r(t))}{\text{trace}(S(t))} \end{aligned} \quad (18)$$

بنابراین نسبت فوق به عنوان ضریب تطبیق در ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری در نظر گرفته می شود.

$$R(t+1) = \alpha(t)R(t) \quad (19)$$

در این صورت، دو حالت قابل تصور است:

$$\hat{x}(t|t-1) = F\hat{x}(t-1|t-1)$$

$$P(t|t-1) = FP(t-1|t-1)F^T + Q(t)$$

$$H(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t-1)}$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^T(t) \times$$

$$(H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1}$$

$$\hat{x}(t|t) = \hat{x}(t|t-1) + K(t) \times$$

$$(Z(t) - H(t)\hat{x}(t|t-1))$$

$$H^+(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t)}$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^{+T}(t) \times$$

$$(H^+(t)P(t|t-1)H^{+T}(t) + R(t))^{-1}$$

$$P(t|t) = P(t|t-1) - K(t)H^+(t)P(t|t-1) \quad (11)$$

ولی همانطور که در این روش نیز مشاهده می شود جملات مرتبه بالاتر سری تیلور در نظر گرفته نمی شود که این صرف نظر کردن از جملات مرتبه بالاتر خود منجر به ایجاد بایاس می شود. واضح است که با در نظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه گیری، می توان بایاس ناشی از خطی سازی را کاهش داد.

$$H(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t-1)} + \frac{\partial^2 h}{2\partial^2 \hat{x}(t|t-1)}$$

$$H^+(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t)} + \frac{\partial^2 h}{2\partial^2 \hat{x}(t|t)} \quad (12)$$

براین اساس، می توان الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده را با روابط زیر بیان کرد.

$$\hat{x}(t|t-1) = F\hat{x}(t-1|t-1)$$

$$P(t|t-1) = FP(t-1|t-1)F^T + Q(t)$$

$$H(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t-1)} + \frac{\partial^2 h}{2\partial^2 \hat{x}(t|t-1)}$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^T(t) \times$$

$$(H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1}$$

$$\hat{x}(t|t) = \hat{x}(t|t-1) + K(t) \times (Z(t) -$$

$$H(t)\hat{x}(t|t-1))$$

$$H^+(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t)} + \frac{\partial^2 h}{2\partial^2 \hat{x}(t|t)}$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^{+T}(t) \times$$

$$(H^+(t)P(t|t-1)H^{+T}(t) + R(t))^{-1}$$

$$P(t|t) = P(t|t-1) - K(t)H^+(t)P(t|t-1) \quad (13)$$

۴- فیلتر کالمن تطبیقی پیشنهادی

یکی از مشکلات فیلتر کالمن انتخاب شرایط اولیه مناسب برای ماتریس های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم است [۲۵]. انتخاب شرایط اولیه مناسب وابسته به دانش ما از سیستم و محیط پیرامون آن دارد. لذا در سیستم های غیر خطی انتخاب این شرایط اولیه به مراتب

برای ایجاد شرایط اولیه در فیلتر کالمن استفاده می‌شود. ایجاد شرایط اولیه مناسب در عملکرد فیلتر کالمن تاثیر بسزایی دارد به طوری که اگر شرایط اولیه مناسب باشد، فیلتر سریع‌تر به مقدار واقعی همگرا شده و عمل تخمین به سرعت صورت می‌پذیرد. بدین منظور برای ایجاد شرایط اولیه در فیلتر کالمن از یک فیلتر کالمن اضافی به همراه الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. شکل ۲ بلوک دیاگرام فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده را نشان می‌دهد.

گام‌های ایجاد شرایط اولیه به شرح ذیل است:

گام اول: تعریف شرایط اولیه برای فیلتر کالمن اضافی و ارسال اولین داده‌های اندازه گیری به این فیلتر.

گام دوم: بدست آوردن پسماند فیلتر کالمن اضافی برای اولین اندازه گیری و شرایط اولیه تعریف شده.

گام سوم: ارسال پسماند بدست آمده به الگوریتم ژنتیک (در این مرحله الگوریتم ژنتیک با دریافت این پسماند سعی به کمینه کردن آن دارد که این کار با تکرارهای متوالی و به ازای مقادیر مختلف مکان اولیه هدف انجام می‌پذیرد. زمانی که کمترین پسماند به ازای مکان اولیه خاصی بدست آمد آن مکان اولیه برای تخمین فیلتر اصلی استفاده می‌شود).

گام چهارم: استخراج مکان اولیه از الگوریتم ژنتیک با کمترین مقدار پسماند و اعمال آن به فیلتر کالمن اصلی.

۳-۴- تحلیل پایداری

برای اثبات پایداری در فیلتر کالمن با توجه به روش‌های تطبیقی ارائه شده کافی است نشان داده شود که با استفاده از این ضرایب تطبیق، ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم مثبت باقی می‌مانند. معادله (۱۸) ضریب تطبیق ارائه شده برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری را در نظر بگیرید.

برای اثبات مثبت بودن ضریب تطبیق کافی است نشان داده شود ماتریس‌های کوواریانس عملی و تئوری پسماند مثبت هستند. ماتریس کوواریانس عملی پسماند همواره مثبت است، زیرا طبق رابطه (۱۵) هر کدام از درایه‌های بردار پسماند در خودش ضرب می‌شود و لذا، ماتریس مربعی متشکل از آن شامل درایه‌های همواره مثبت است. بنابراین این ماتریس همواره مثبت است. ماتریس کوواریانس تئوری پسماند نیز همواره مثبت است، زیرا ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری (R) و همچنین ماتریس کوواریانس سیستم (P) با ضرب شدن در ماتریس اندازه گیری و ترانزپوز آن همواره مثبت باقی می‌مانند. بنابراین، ماتریس کوواریانس تئوری پسماند (S) مثبت است. از آنجا که جمع عناصر قطر اصلی آن نیز مثبت می‌باشد، ضریب تطبیق فوق همواره مثبت است. علاوه بر این، همانطور که کاملاً واضح است ضریب تطبیق ارائه شده برای ماتریس کوواریانس نویز سیستم مثبت است، زیرا همه درایه‌های آن با به توان دو رساندن همواره مثبت باقی می‌مانند.

الف) اگر $\alpha(t) < 1$ باشد، مقدار واقعی از مقدار تئوری کوچکتر است و با ضرب ضریب فوق در R مقدار آن کاهش یافته و به تبع آن مقدار K نیز کاهش می‌یابد. در نتیجه این نسبت اصلاح شده و نزدیک یک قرار می‌گیرد.

ب) اگر $\alpha(t) > 1$ باشد، مقدار واقعی از مقدار تئوری بزرگتر بوده و با ضرب ضریب فوق در R ، مقدار آن افزایش یافته و به تبع آن K نیز افزایش می‌یابد. لذا، این نسبت اصلاح شده و نزدیک یک قرار می‌گیرد. برای معرفی ضریب تطبیق جدید ماتریس کوواریانس نویز سیستم، معادله پیش‌بینی را مجدداً در نظر بگیرید.

$$\hat{x}(t|t-1) = F\hat{x}(t-1|t-1)$$

همچنین معادله تخمین

$$\hat{x}(t|t) = \hat{x}(t|t-1) + K(t) \times (Z(t) - H(t)\hat{x}(t|t-1))$$

می‌توان اختلاف این دو مقدار را به صورت رابطه (۲۰) نمایش داد.

$$\begin{aligned} \delta(t) &= \hat{x}(t|t) - \hat{x}(t|t-1) \\ &= K(t) \times (Z(t) - H(t)\hat{x}(t|t-1)) \end{aligned} \quad (20)$$

که در رابطه فوق، $\delta(t)$ نشان‌دهنده مقدار اختلاف ناشی از پیش‌بینی و تخمین است که یکی از عوامل ایجاد این اختلاف، بهره فیلتر کالمن است.

$$\begin{aligned} K(t) &= P(t|t-1)H^T(t) \times \\ & (H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1} \end{aligned}$$

برای تنظیم بهره فیلتر کالمن دو عامل مستقیم وجود دارد یکی ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری $R(t)$ و دیگری ماتریس کوواریانس $P(t)$ است. همانطور که بیان شد، ماتریس کوواریانس نویز اندازه گیری با استفاده از ضریب تطبیق ارائه شده تنظیم گردید. در ادامه در خصوص تنظیم بهره فیلتر کالمن با ماتریس کوواریانس $P(t)$ می‌پردازیم.

$$P(t|t-1) = FP(t-1|t-1)F^T + Q(t)$$

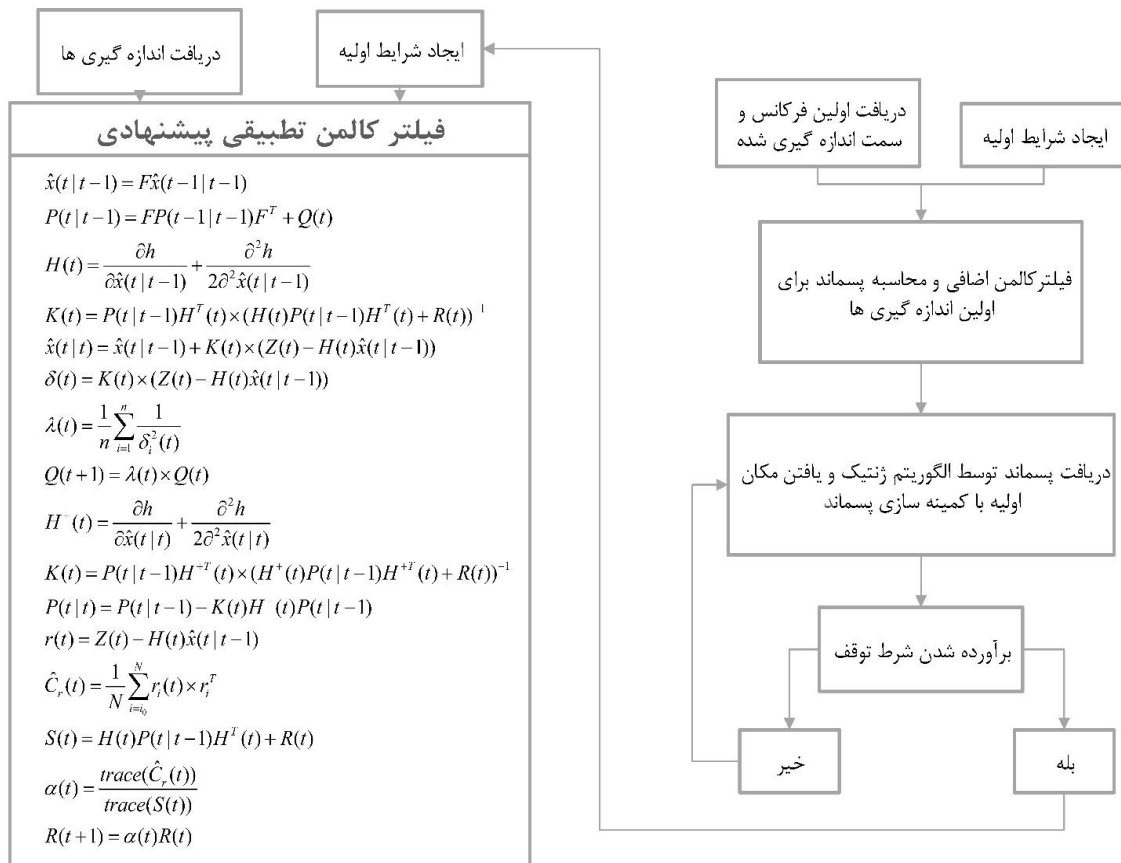
همانطور که از معادله فوق می‌توان استنباط کرد با تنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم Q ماتریس کوواریانس P تنظیم می‌شود و با تنظیم ماتریس کوواریانس P بهره فیلتر کالمن تنظیم شده $K(t)$ و اختلاف پیش‌بینی و تخمین کاهش می‌یابد. بنابراین ضریب تطبیق جدید برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم به صورت معادله (۲۱) تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} \lambda(t) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\delta_i^2(t)} \\ Q(t+1) &= \lambda(t) \times Q(t) \end{aligned} \quad (21)$$

که در رابطه فوق n ابعاد بردار حالت است.

۲-۴- روش پیشنهادی برای ایجاد شرایط اولیه

الگوریتم ژنتیک یک الگوریتم بهینه‌سازی است که با جستجو در فضایی که برای آن در نظر گرفته شده بهترین نقطه‌ای که به ازای آن تابع هدف کمترین مقدار را دارد معرفی می‌کند [۲۴]. لذا با توجه به ویژگی جستجو در یک فضای معین برای یافتن بهترین نقطه، از الگوریتم ژنتیک



شکل ۲: بلوک دیاگرام فیلتر کالمن تطبیقی پیشنهادی

۵- نتایج شبیه سازی

شبیه سازی ها برای سه نوع سناریوی حرکتی دور شونده، نزدیک شونده، رویتگر با مانور انجام می شود. تمامی این شبیه سازی ها حاصل از ۱۰۰ اجرای مستقل به صورت مونت کارلو می باشد که مدت زمان آن ۲۰۰۰ ثانیه با نرخ نمونه برداری ۱ ثانیه است. همچنین طول پنجره تخمین برای بدست آوردن ماتریس کوواریانس واقعی پسماند ۲۵ در نظر گرفته شده است. برای الگوریتم ژنتیک نیز تعداد جمعیت ۵۰، تعداد تکرار ۲۰۰، نرخ تقاطع ۰/۸ و نرخ جهش ۰/۰۵ انتخاب شده اند. عملکرد فیلتر پیشنهادی با فیلتر کالمن توسعه یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی ارائه شده در مرجع [۱۶] و فیلتر کالمن بی ریشه مقایسه می شود که شرایط اولیه در نظر گرفته شده برای هر چهار فیلتر یکسان است. لازم به ذکر است که معیار خطا، جذر میانگین مربعات خطا^۱ می باشد و خطا از لحظه همگرایی فیلترها به بعد محاسبه می شود.

$$RMSE = \frac{1}{n_t} \sum_{t=1}^{n_t} \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x(t) - \hat{x}(t))^2} \quad (22)$$

در معادله فوق k عدد مونت کارلو و n_t مدت زمان شبیه سازی، $x(t)$ و $\hat{x}(t)$ به ترتیب بردارهای صحیح حالت و تخمین آن می باشند.

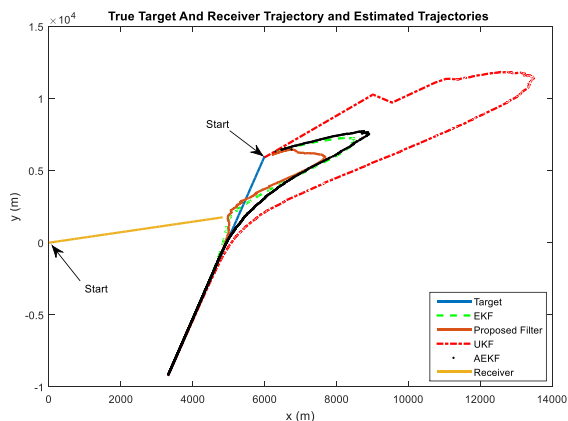
۵-۱- سناریوی اول

در این سناریو، مدل حرکتی به صورت نزدیک شونده تعریف می شود به گونه ای که رویتگر از میدا مختصات شروع به حرکت کرده و با سرعت ثابت ۵ نات با کورس ثابت ۲۰ درجه به سمت شرق حرکت می کند. هدف نیز با سرعت ثابت ۱۵ نات از مکان $(6 \times 10^3, 6 \times 10^3)$ با کورس ثابت ۲۶۰ درجه به سمت جنوب غربی حرکت کرده و هدف فرکانس ثابت ۵۰۰ هرتز را ارسال می کند. اندازه گیری های سمت و فرکانس با نویز سفید گوسی با میانگین صفر و انحراف معیارهای به ترتیب ۲ درجه و ۰/۳ هرتز جمع شده اند. لازم به ذکر است که به منظور تحلیل عملکرد فیلترها، برای لحظه بعد از همگرایی نتایج با خطای جذر میانگین مربعات مکان، سرعت، کورس، فرکانس و سمت در جدول ۱ آورده شده است. از جدول ۱ می توان نتیجه گیری کرد که فیلتر پیشنهادی عملکردی بهتر از سه فیلتر دیگر دارد. برای تحلیل عملکرد فیلترها قبل از همگرایی نتایج در شکل های ۳ تا ۶ نشان داده شده است. شکل ۳ نشان دهنده مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها است. از این شکل می توان نتیجه گرفت که فیلتر پیشنهادی دارای زمان همگرایی کمتری نسبت به سه فیلتر دیگر است. همچنین، عملکرد فیلتر پیشنهادی در لحظه قبل از همگرایی بسیار بهتر از فیلتر کالمن

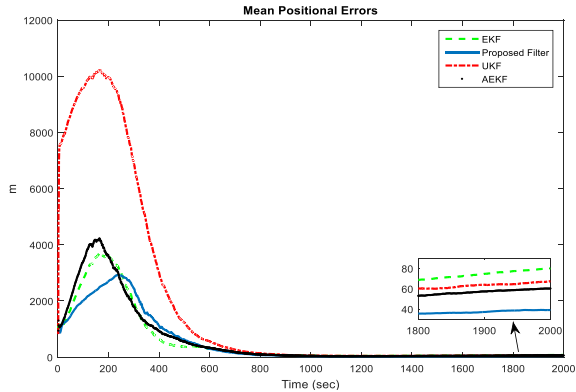
^۱ Root Mean Square Error (RMSE)

جدول ۱: خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی اول

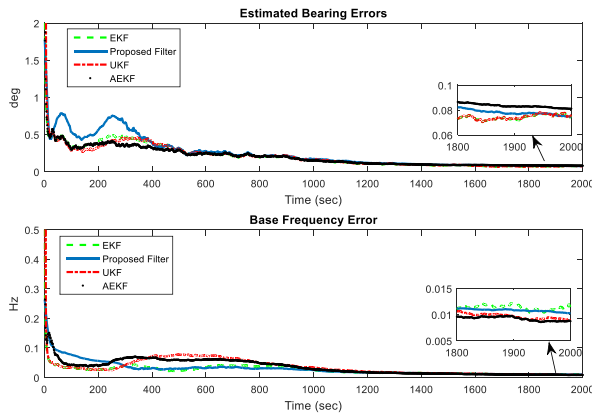
پارامترها	فیلتر کالمن استاندارد	فیلتر کالمن بی ریشه	فیلتر پیشنهادی	فیلتر تطبیقی
خطای مکان (متر)	۳۶/۲۷	۳۵/۷	۲۱/۰۳	۲۹/۱۵
خطای سرعت (متر/ثانیه)	۰/۰۸	۰/۰۶	۰/۰۳	۰/۰۵
خطای کورس (درجه)	۰/۱۴	۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۲
خطای فرکانس (هرتز)	۰/۰۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱	۰/۰۱۱
خطای سمت (درجه)	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱



شکل ۳: مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها برای سناریوی اول



شکل ۴: خطای تخمین مکان برای سناریوی اول



شکل ۵: خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی اول

بی ریشه است. شکل ۴ نشان دهنده خطای تخمین مکان فیلترها است. این شکل نیز نتایج حاصل از شکل ۳ را تایید می کند. شکل های ۵ و ۶ به ترتیب خطاهای تخمین سمت، فرکانس، سرعت و کورس را نشان می دهند. به طور کلی نتایج حاصل از سناریوی اول نشان می دهد که فیلتر کالمن پیشنهادی در مجموع عملکرد بهتری در مقایسه با سه فیلتر دیگر دارد. لازم به ذکر است که الگوریتم پیشنهادی برای یافتن مکان اولیه توانسته است با خطایی کمتر از ۱۰۰۰ متر مکان اولیه هدف را پیدا کند.

۲-۵- سناریوی دوم

مدل سناریوی حرکتی دوم به صورت دورشونده است. در این سناریو، رویتگر از مبدا مختصات با سرعت ثابت ۵ نات و کورس ثابت ۷۰ درجه به سمت شمال و هدف با سرعت ۱۵ نات از مکان $(6 \times 10^3, 6 \times 10^3)$ به سمت غرب با کورس ۱۷۰ درجه حرکت می کند در حالی که فرکانس ثابت ۵۰۰ هرتز را ارسال می کند. نویزهای سمت و فرکانس مشابه با سناریوی اول در نظر گرفته شده اند. برای تحلیل این سناریو نیز برای لحظه بعد از همگرایی، خطای تخمین پارامترها در جدول ۲ نشان داده شده است. برای تحلیل عملکرد فیلترها قبل از همگرایی، نتایج در شکل های ۷ تا ۱۰ آورده شده است. شکل ۷ مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها را نشان می دهد. شکل ۸ خطای تخمین مکان را نمایش می دهد و شکل های ۹ و ۱۰ خطاهای تخمین مربوط به سمت، فرکانس، سرعت و کورس را نشان می دهند. نتایج حاصل از اجرای سناریوی دوم مانند سناریوی اول نشان دهنده عملکرد بهتر فیلتر ارائه شده در مقایسه با سه فیلتر دیگر است. همچنین شبیه سازی نشان می دهد که فیلتر ارائه شده زمان همگرایی کمتری نسبت به فیلتر کالمن بی ریشه دارد و در لحظات قبل از همگرایی عملکرد آن بسیار مناسب تر از فیلتر کالمن بی ریشه می باشد.

۳-۵- سناریوی سوم

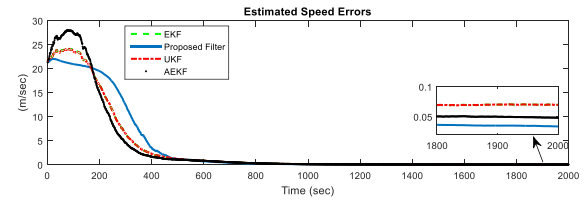
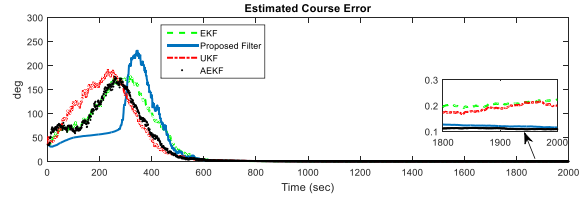
در سناریو سوم، مدل حرکتی به صورتی است که رویتگر با مانور حرکت می کند. در این حالت کورس رویتگر به مقدار ۰/۰۶ درجه بر ثانیه در هر لحظه اضافه می شود و از مبدا مختصات با سرعت ۵ نات شروع به حرکت می کند. هدف نیز با سرعت ثابت ۱۵ نات با کورس ۲۵۰ درجه از مکان $(6 \times 10^3, 6 \times 10^3)$ شروع به حرکت می کند و فرکانس ثابت ۵۰۰ هرتز را ارسال می کند. نویزها نیز مانند سناریوهای اول و دوم فرض می شوند. خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی سوم از لحظه بعد از همگرایی در جدول ۳ لیست شده است. شکل ۱۱ نشان دهنده مسیرهای حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها است در حالی که در شکل ۱۲ تخمین مکان فیلترها آورده شده است. شکل های ۱۳ و ۱۴ نیز خطاهای تخمین مربوط به سمت، فرکانس، سرعت و کورس را نشان می دهند. همان طور که از نتایج این سناریو مشاهده می شود فیلتر کالمن تطبیقی پیشنهادی در مجموع در مقایسه با سه فیلتر دیگر عملکرد بهتری دارد.

جدول ۲: خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی دوم

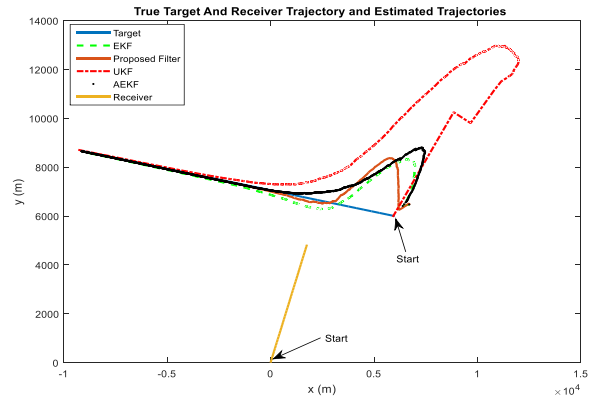
پارامترها	فیلتر کالمن استاندارد	فیلتر کالمن بی ریشه	فیلتر پیشنهادی	فیلتر تطبیقی
خطای مکان (متر)	۸۷/۳۶	۷۶/۷۸	۴۱/۳	۵۰/۰۷
خطای سرعت (متر/ثانیه)	۰/۱	۰/۱	۰/۰۶	۰/۰۶
خطای کورس (درجه)	۰/۲۳	۰/۲۱	۰/۲۵	۰/۲
خطای فرکانس (هرتز)	۰/۰۱۱	۰/۰۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱
خطای سمت (درجه)	۰/۰۱۱	۰/۰۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱

جدول ۳: خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی سوم

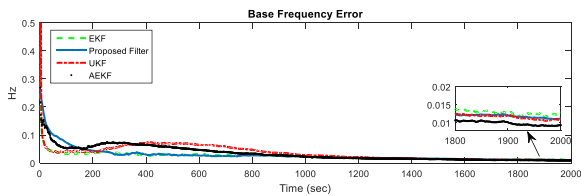
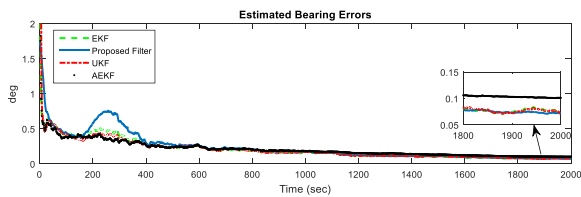
پارامترها	فیلتر کالمن استاندارد	فیلتر کالمن بی ریشه	فیلتر پیشنهادی	فیلتر تطبیقی
خطای مکان (متر)	۳۹/۳۵	۲۸/۰۹	۲۶/۱۴	۳۶/۰۶
خطای سرعت (متر/ثانیه)	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۵	۰/۰۵
خطای کورس (درجه)	۰/۱۱	۰/۱۱	۰/۱	۰/۱
خطای فرکانس (هرتز)	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱
خطای سمت (درجه)	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱



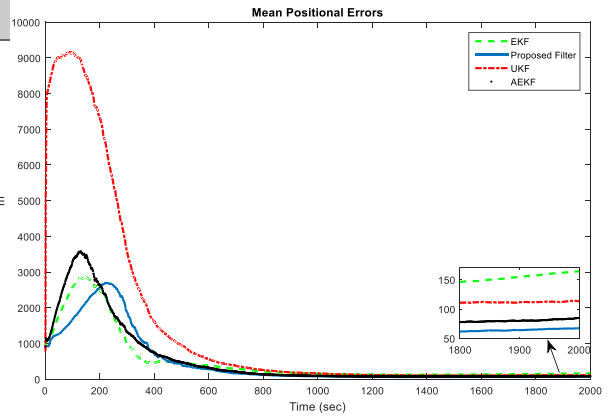
شکل ۶: خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی اول



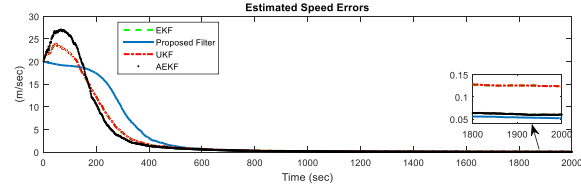
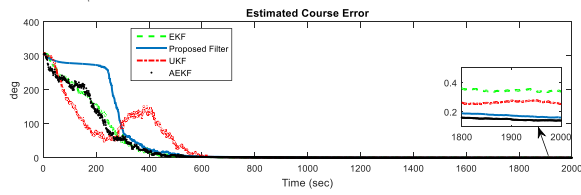
شکل ۷: مسیر حرکت هدف، رویترگر، تخمین فیلترها برای سناریوی دوم



شکل ۹: خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی دوم

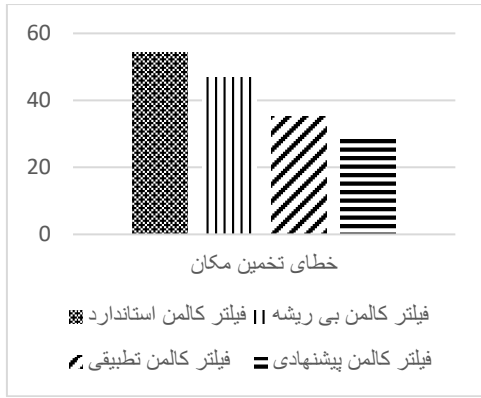


شکل ۸: خطای تخمین مکان برای سناریوی دوم

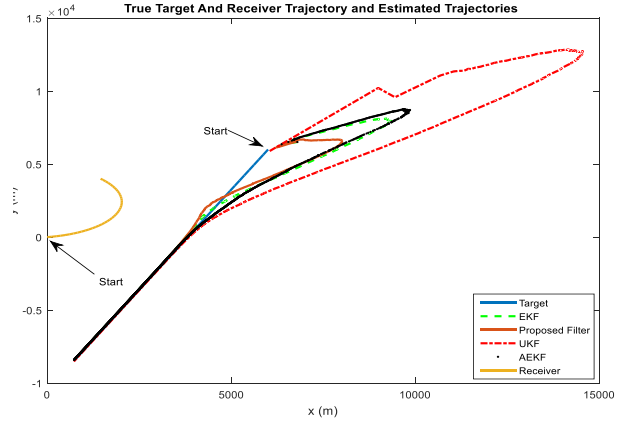


شکل ۱۰: خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی دوم

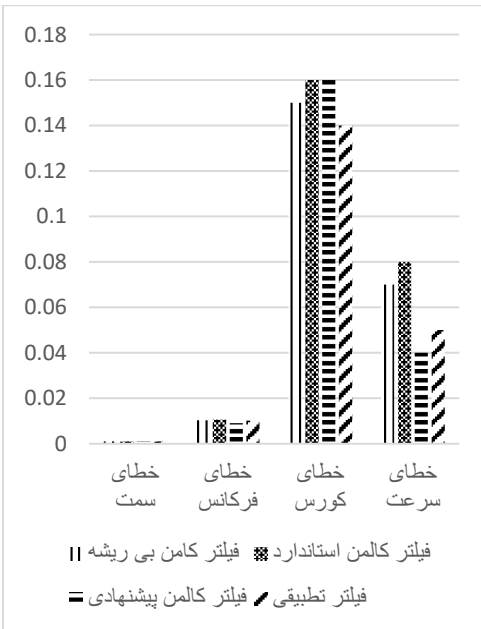
میانگین خطای تخمین مکان حاصل از سه سناریوی اجرا شده بعد از همگرایی در شکل ۱۵ آورده شده است که برتری عملکرد فیلتر پیشنهادی را در مقایسه با سه نوع دیگر نشان می دهد. شکل ۱۶ میانگین خطای تخمین سمت، فرکانس، کورس و سرعت حاصل از سه سناریوی اجرا شده بعد از همگرایی می باشد. شکل ۱۷ نیز نشان دهنده خطای مکان اولیه یافت شده توسط الگوریتم پیشنهادی است. همان طور که مشاهده می شود الگوریتم پیشنهادی برای یافتن مکان اولیه توانسته با خطایی کمتر از ۱۰۰۰ متر مکان اولیه هدف را در سه سناریو پیدا کند.



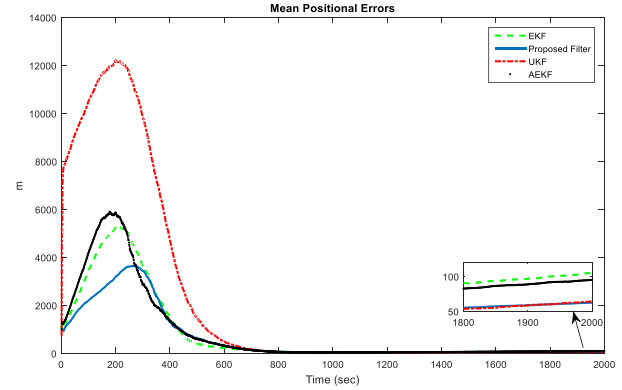
شکل ۱۵: میانگین خطای مکان فیلترها



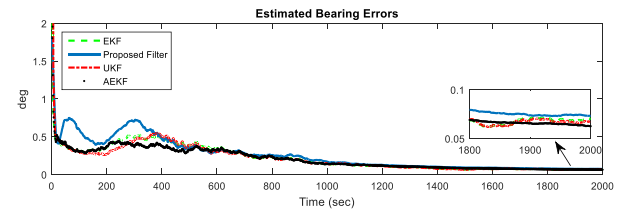
شکل ۱۱: مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها برای سناریوی سوم



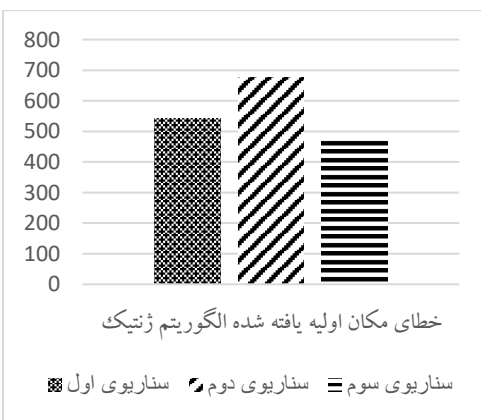
شکل ۱۶: میانگین خطای سمت، فرکانس، کورس و سرعت



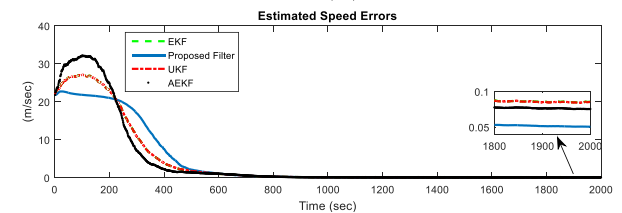
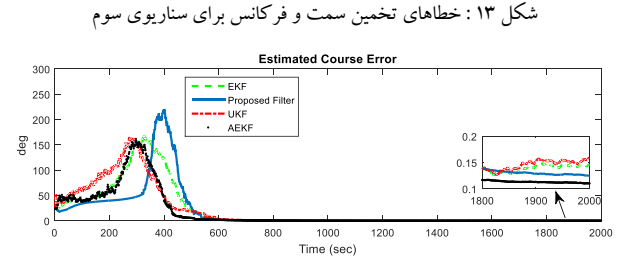
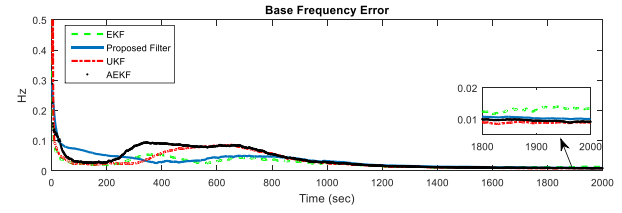
شکل ۱۲: خطای تخمین مکان برای سناریوی سوم



شکل ۱۳: خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی سوم



شکل ۱۷: تخمین مکان اولیه توسط الگوریتم پیشنهادی



شکل ۱۴: خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی سوم

۴-۵- تحلیل نتایج حاصل از شبیه سازی

در سناریوی اول با گذشت زمان هدف و رویتگر به هم نزدیک شده که نتیجه آن افزایش نسبت سیگنال به نویز می باشد. با افزایش نسبت

۶- نتیجه گیری

با توجه به پژوهش های انجام شده مشکلات فیلتر کالمن توسعه یافته ایجاد شرایط اولیه مناسب و بایاس تخمین است، که از عوامل ایجاد بایاس، خطی سازی معادلات غیرخطی و عدم انتخاب مناسب ماتریس های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه گیری می باشند. در این مقاله با الهام گرفتن از الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته اصلاح شده، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده ارائه شد که در آن با در نظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه گیری بایاس ناشی از خطی سازی کاهش یافت. همچنین، با ارائه ضرایب تطبیق جدید برای تنظیم ماتریس های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم، این ماتریس ها به صورت همزمان و برخط تنظیم شدند. برای حل مشکل یافتن شرایط اولیه نیز از فیلتر کالمن اضافی و الگوریتم ژنتیک استفاده شد که نتایج قابل قبولی در یافتن شرایط اولیه داشت. نتایج حاصل از شبیه سازی ها نشان داد که در مجموع فیلتر پیشنهادی عملکرد بهتری در مقایسه با فیلتر کالمن توسعه یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی و فیلتر کالمن بی ریشه دارد.

مراجع

- [1] Passerieux, J.M., Pillon, D., Blanc-Benon, P. and Jaufret, C., 1988. Target motion analysis with bearings and frequencies measurements. In *Signals, Systems and Computers*, 1988. Twenty-Second Asilomar Conference on (Vol. 1, pp. 458-462).
- [2] Rosenqvist, A., 1996. Asymptotic theory for a two-step pseudo-linear Doppler-bearing tracker. *Computational statistics & data analysis*, 21(6), pp. 647-660.
- [3] Passerieux, J.M., Pillon, D., Blanc-Benon, P. and Jauffret, C., 1989, May. Target motion analysis with bearings and frequencies measurements via instrumental variable estimator (passive sonar). In *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989. ICASSP-89., 1989 International Conference on (pp. 2645-2648).
- [4] Tao, X.J., Zou, C.R. and He, Z.Y., 1996. Passive target tracking using maximum likelihood estimation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 32(4), pp. 1348-1354.
- [5] Chan, Y.T. and Rudnicki, S.W., 1992. Bearings-only and Doppler-bearing tracking using instrumental variables. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 28(4), pp. 1076-1083.
- [6] Ho, K.C. and Chan, Y.T., 2006. An asymptotically unbiased estimator for bearings-only and Doppler-bearing target motion analysis. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(3), pp. 809-822.

سیگنال به نویز دقت فیلترها برای تخمین پارامترهای هدف افزایش می یابد، که نتایج حاصل از شبیه سازی ها نشان می دهند خطای فیلترها در این سناریو از دو سناریوی دیگر کمتر است. همچنین، به دلیل افزایش این نسبت زمان همگرایی در این سناریو کمتر از دو سناریوی دیگر است.

در سناریوی دوم که هدف از رویتگر دور می شود (که به آن سناریوی سخت نیز اطلاق می شود) نسبت سیگنال به نویز با گذر زمان کاهش یافته و لذا تخمین پارامترهای هدف برای فیلتر مشکل می شود. از نتایج حاصل از شبیه سازی ها مشاهده می شود که خطای تخمین و زمان همگرایی در این سناریو نسبت به دو سناریوی دیگر بیشتر دارد.

در سناریوی سوم، رویتگر با مانور حرکت کرده و از اینرو رویت پذیری مساله افزایش پیدا می کند که کاهش زمان همگرایی فیلتر را به دنبال دارد. همچنین خطای تخمین در این سناریو تقریباً هم سطح با سناریوی اول (نزدیک شونده) و بهتر از سناریوی دوم (دور شونده) است که دلیل آن مانور رویتگر و افزایش رویت پذیری است.

برای تحلیل زمانی فیلتر پیشنهادی نیز مدت زمان اجرای برنامه ها برای یک فیلتر استاندارد (فیلتر کالمن بی ریشه) و فیلتر پیشنهادی در جدول ۴ آورده شده است. از این جدول می توان نتیجه گیری کرد که سرعت فیلتر پیشنهادی بیشتر از فیلتر استاندارد است، در حالی که عملکرد فیلتر بهبود یافته است. در بررسی زمان همگرایی فیلتر در لحظات اولیه، فیلتر پیشنهادی زودتر به مقدار واقعی همگرا می شود که دلیل آن تطبیق برخط ماتریس های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم می باشد. زیرا با انتخاب نامناسب مقادیر اولیه این ماتریس ها، ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن از مقدار واقعی دور بوده و فیلتر برای تصحیح این مقادیر زمان بیشتری نیاز دارد در حالی که در فیلتر پیشنهادی با تنظیم و تطبیق برخط این ماتریس ها، فیلتر زمان کمتری برای تصحیح این مقادیر نیاز دارد. فیلتر پیشنهادی بعد از همگرایی از خطای تخمین کمتر و صحت بیشتری نسبت به دیگر فیلترها دارا می باشد که دلیل آن در نظر گرفتن مشتق مرتبه دوم ماتریس ژاکوبین اندازه گیری است که خطای حاصل از خطی سازی را کاهش داده است. از عوامل دیگر کاهش خطای تخمین محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه گیری برای تصحیح ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن است. لازم به ذکر است که تطبیق و تنظیم برخط ماتریس های کوواریانس نویز اندازه گیری و نویز سیستم علاوه بر کاهش زمان همگرایی، در کاهش خطای فیلتر نیز موثر هستند.

جدول ۴: مدت زمان اجرای فیلترها

نوع فیلتر	مدت زمان اجرا بدون زیر مدت زما	
	توابع (ثانیه)	زیر توابع (ثانیه)
فیلتر کالمن بی ریشه استاندارد	۰/۲۶۴	۱/۳۵۷
فیلتر پیشنهادی	۰/۳۱۱	۰/۵

- [19] Li, J., Song, N., Yang, G. and Jiang, R., 2016. Fuzzy adaptive strong tracking scaled unscented Kalman filter for initial alignment of large misalignment angles. *Review of Scientific Instruments*, 87(7), pp. 075118.
- [20] da Silva, A.L. and da Cruz, J.J., 2016. Fuzzy adaptive extended Kalman filter for UAV INS/GPS data fusion. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 38(6), pp. 1671-1688.
- [21] Hajiyev, C. and Soken, H.E., 2016. Fault tolerant estimation of UAV dynamics via robust adaptive Kalman filter. In *Complex Systems, Part of the Studies in Systems, Decision and Control*, vol. 55, pp. 369-394. Springer.
- [22] Fucheng, G., Zhongkang, S. and Kan, H., 2003. A modified covariance extended Kalman filtering algorithm in passive location. In *Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing*, 2003. *Proceedings IEEE International Conference on* (Vol. 1, pp. 307-311).
- [23] Kalman, R.E., 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1), pp.35-45.
- [24] Haupt, R.L., 1995. An introduction to genetic algorithms for electromagnetics. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 37(2), pp. 7-15.
- [25] Assa, A. and Plataniotis, K.N., 2017. Adaptive Kalman filtering by covariance sampling. *IEEE Signal Processing Letters*, 24(9), pp. 1288-1292.
- [7] Zhan, R. and Wan, J., 2007. Iterated unscented Kalman filter for passive target tracking. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 43(3).
- [8] Santhosh, M.N., Rao, S.K., Das, R.P. and Raju, K.L., 2015. Underwater target tracking using unscented Kalman Filter. *Indian Journal of Science and Technology*, 8(31), DOI: 10.17485/ijst/2015/v8i31/77054.
- [9] Koteswara Rao, S., 2010. Doppler-bearing passive target tracking using a parameterized unscented kalman filter. *IETE Journal of Research*, 56(1), pp. 69-75.
- [10] Quan, H.W., 2014. Target Tracking Using Extended Kalman Filter with Bearing and Doppler Measurements. In *Applied Mechanics and Materials* (Vol. 529, pp. 379-382).
- [11] Teulière, V. and Brun, O., 2003. Parallelisation of the particle filtering technique and application to doppler-bearing tracking of maneuvering sources. *Parallel Computing*, 29(8), pp. 1069-1090.
- [12] Narasimhappa, M., Sabat, S.L. and Nayak, J., 2016. Fiber-optic gyroscope signal denoising using an adaptive robust Kalman filter. *IEEE Sensors Journal*, 16(10), pp. 3711-3718.
- [13] Wang, H., Deng, Z., Feng, B., Ma, H. and Xia, Y., 2017. An adaptive Kalman filter estimating process noise covariance. *Neurocomputing*, 223, pp. 12-17.
- [14] Hashlamon, I. and Erbatur, K., 2016. An improved real-time adaptive Kalman filter with recursive noise covariance updating rules. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 24(2), pp. 524-540.
- [15] Xi, Y., Li, Z., Zeng, X. and Tang, X., 2017. Detection of voltage Sag using an adaptive extended Kalman filter based on Maximum Likelihood. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 12(3), pp. 1016-1026.
- [۱۶] محمدی مقداد، قلی زاده نرم حسین، ۱۳۹۵. تطبیق کوواریانس های نونیز فیلتر کالمن توسعه یافته در ردیابی هدف از روی سمت به روش بازگشتی غیرمستقیم، مجله کنترل، جلد ۱۰، صفحه ۵۵-۷۲.
- [17] Liu, X., Liu, H.J., Tang, Y.G., Gao, Q. and Chen, Z.M., 2014. Fuzzy adaptive unscented Kalman filter control of epileptiform spikes in a class of neural mass models. *Nonlinear Dynamics*, 76(2), pp. 1291-1299.
- [18] Deng, Z., Yang, L., Cai, Y. and Deng, H., 2016. Online identification with reliability criterion and state of charge estimation based on a fuzzy adaptive extended Kalman filter for lithium-ion batteries. *Energies*, 9(6), p. 472.