مجله کنترل
ISSN (print) 2008-8345
ISSN (online) 2538-3752
جلد ۱۲، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۷، صفحه ۳۳-۲۳

رهگیری هدف با اندازه‌گیری سمت و فرکانس با استفاده از فیلترکالمن توسعه‌یافته تطبیقی اصلاح شده

سید حامد هاشمی[۱]، علیرضا الفی[۲]

[۱]کارشناسی‌ارشد مهندسی برق-کنترل، دانشکده مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، Hamedhashemi1371@gmail.com

[۲] دانشیار، دانشکدهٔ مهندسی برق و رباتیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، a_alfi@shahroodut.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۶/۳/۳۱ ویرایش اول: ۱۳۹۶/۶/۱۷ ویرایش دوم:۱۳۹۷/۲/۱ پذیرش: ۱۳۹۷/۳/۳۱

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 فیلترکالمن توسعه‌یافته 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 فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح شده، فیلتر کالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح‌شده 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 توسعه‌یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه‌یافته تطبیقی و فیلتر کالمن بی‌ریشه مقایسه می‌شود. نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب فیلتر پیشنهادی در مساله تحت مطالعه است.

کلمات کلیدی : رهگیری، اثر داپلر، فیلترکالمن توسعه‌یافته، 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.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

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 اندازه‌گیری شود، به این مسئله رهگیری تنها با اندازه‌گیری سمت[۱] گفته می‌شود. از آنجا که سیگنال ناشی از هدف دارای تن‌های فرکانسی نیز هست، با استفاده از این تن‌های فرکانسی و اثر داپلر به همراه سمت اندازه‌گیری شده، روش دیگری در رهگیری غیرفعال ارائه گردید که اصطلاحا رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری سمت و فرکانس[۲] شناخته می‌شود[۱]. در رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری تنها سمت، رویتگر نیاز به مانور دارد تا بتواند رویت‌پذیری را تضمین کند و به تخمین پارامترهای هدف بپردازد. ولی در رهگیری با استفاده از اندازه‌گیری سمت و فرکانس به‌دلیل اندازه‌گیری فرکانس، مسئله رویت‌پذیر بوده و رویتگر بدون نیاز به مانور می‌تواند پارامترهای هدف را تخمین بزند. اما مشکلی که در این روش وجود دارد این است که معادلات اندازه‌گیری در این روش غیرخطی هستند که برای حل این مشکل روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است.

یکی از این روش‌ها، استفاده از روش شبه‌خطی است [۲] که در آن با استفاده از معادلات شبه‌خطی، ماتریس‌های اندازه‌گیری تشکیل شده و سپس تخمین پارامترهای هدف انجام می‌شود. هرچند، مشکلی که در این روش وجود دارد بایاس در تخمین پارامترهاست. روش دیگر استفاده از روش متغیر ابزاری است [۳]. در این روش ابتدا با استفاده از معادلات شبه-خطی، ماتریس اندازه‌گیری تشکیل شده و سپس با ضرب آن در ماتریس ضرایب وزنی عمل تخمین انجام می‌شود که در این روش بایاس تخمین به خوبی کاهش می‌یابد، ولی الگوریتم این روش به‌صورت دسته‌ای[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 پیچیدگی‌های محاسباتی و حجم بالای محاسبات است. هرچند استفاده از روش متغیر ابزاری بازگشتی[۵] و الگوریتم بازگشتی بدون بایاس [۶]، بایاس تخمین را کاهش داده‌اند، 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 می‌توان به فیلترکالمن بی ریشه تکرارشده [۷]، فیلترکالمن بی ریشه [۸]، فیلتر کالمن بی ریشه توسعه‌یافته شعاعی [۹] و فیلترکالمن توسعه‌یافته[۱۰] اشاره کرد. همچنین در [۱۱]، از فیلتر ذره‌ای برای حل این مسئله استفاده شده است. با این‌حال، یکی از عمده مشکلات استفاده از فیلترکالمن توسعه‌یافته بایاس در تخمین پارامترهاست که یکی از عوامل ایجاد آن خطی‌سازی معادلات غیرخطی با استفاده از سری تیلور و عدم درنظر گرفتن جملات مرتبه بالاتر آن است. عامل دیگر ایجاد بایاس عدم شناخت از ماتریس‌های کوواریانس نویز سیستم و کوواریانس نویز اندازه‌گیری است، که برای حل این مشکل روش های تطبیقی متفاوتی برای تنظیم بر خط ماتریس های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه‌گیری ارائه شده است. در [۱۲]، با استفاده از روش دنباله ابداع[۴] ضریب تطبیقی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری ارائه شده است. در [۱۳]، روش دنباله اندازه‌گیری جدیدی به منظورتنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم پیشنهاد شده است. در مراجع [۱۴،۱۵،۱۶]، به منظور عملکرد مناسب فیلتر، ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم تنظیم شده‌اند. در [۱۴] و [۱۵] برای تنظیم ماتریس‌های کوواریانس به ترتیب از روش تطبیق کوواریانس[۵] و حداکثر شباهت[۶] استفاده شده است. در [۱۶]، با استفاده از روش سریع‌ترین سقوط یک روش بازگشتی برای تنظیم بر خط ماتریس-های کوواریانس نویز اندازه‌گیری 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 اندازه‌گیری بهره برده است. هرچند استفاده از منطق فازی برای تنظیم فیلتر کالمن بسیار استفاده شده که از جمله می‌توان به [۲۰-۱۸] 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 فیلترکالمن 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 فیلترکالمن توسعه‌یافته است. بدین منظور استفاده از الگوریتم فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح شده[۷]پیشنهاد می‌شود [۲۲]. در این روش با محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری در لحظه بعد از تخمین، ماتریس کوواریانس و بهره فیلترکالمن مجددا محاسبه می‌شود که تا حدودی بایاس ناشی از خطی سازی را کاهش می‌دهد. لذا در این مقاله با استفاده از این فیلتر، فیلتر کالمن توسعه‌یافته تطبیقی اصلاح شده پیشنهاد می‌شود که در آن با نظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه‌گیری سعی می‌شود بایاس ناشی از خطی‌سازی در فیلترکالمن توسعه یافته اصلاح شده کاهش یابد. همچنین ضریب تطبیقی برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری بر اساس روش دنباله ابداع ارائه می‌شود 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 فیلترکالمن، روش جدیدی ارائه می‌شود که در آن با استفاده از فیلترکالمن اضافی و الگوریتم ژنتیک شرایط اولیه مناسب برای فیلترکالمن اصلی برای تخمین پارامترها ایجاد می شود. در این مقاله در بخش دوم تعریف مسئله

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

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

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

۲- تعریف مسئله

عمده مزیت رهگیری با اندازه‌گیری سمت و فرکانس رویت‌پذیر بودن آن است. علت رویت‌پذیری این مسئله استفاده اثر داپلر در تخمین سرعت هدف با استفاده از تن‌های فرکانسی اندازه‌گیری شده است. بنابراین در این مسئله، رویتگر نیازی به مانور برای تخمین پارامترهای هدف ندارد. شکل ۱ را درنظر بگیرید که با توجه به آن داریم:

$$\beta(t) = \tan^{-1}\left(\frac{y_T(t) - y_O(t)}{x_T(t) - x_O(t)}\right) \qquad (۱)$$

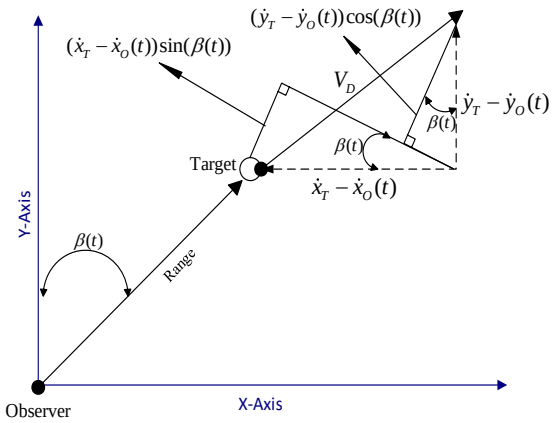
$$f_r(t) = f_B\left(1 + \frac{V_D}{C}\right) \qquad (۲)$$

$$V_D = (\dot{x}_O(t) - \dot{x}_T(t)) \times \sin(\beta(t)) + (\dot{y}_O(t) - \dot{y}_T(t)) \times \cos(\beta(t)) \qquad (۳)$$

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

$$h(t) = [\beta(t), f_r(t)]^T \qquad (۴)$$

$$x(t) = [x_T, \dot{x}_T, y_T, \dot{y}_T, f_B]^T \qquad (۵)$$



شکل ۱ : نمایش ریاضی مسیر حرکت هدف

در این مقاله، برای حل مسئله رهگیری مورد مطالعه، بردار حالت به‌صورت زیر درنظر گرفته می‌شود.

۳- فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح شده

فیلترکالمن یک الگوریتم بازگشتی برای تخمین پارامترها به‌صورت برخط است که اولین بار توسط کالمن ارائه شده است [۲۳]. سیستم خطی گسسته زیر را درنظر بگیرید.

$$x(t) = Fx(t-1) + w(t)$$
$$Z(t) = Hx(t) + v(t) \qquad (۶)$$

که در آن $x(t)$ بردار حالت با ابعاد $n \times 1$ و F ماتریس $n \times n$ انتقال حالت، $Z(t)$ بردار $m \times 1$ اندازه‌گیری و H ماتریس $m \times n$ اندازه‌گیری و $w(t)$ نویز پروسه و $v(t)$ نویز اندازه‌گیری که هر دوی آنها نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس مشخص می‌باشند که به‌ترتیب دارای ماتریس‌های کوواریانس Q و R می‌باشند.

الگوریتم فیلترکالمن استاندارد به دو بخش پیش‌بینی و بروز رسانی تقسیم می‌شود که به ترتیب در روابط (۷) و (۸) آورده شده‌اند.

$$\hat{x}(t|t-1) = F\hat{x}(t-1|t-1)$$
$$P(t|t-1) = FP(t-1|t-1)F^T + Q(t) \qquad (۷)$$

$$K(t) = P(t|t-1)H^T(t) \times (H(t)P(t|t-1)H^T(t) + R(t))^{-1}$$
$$P(t|t) = P(t|t-1) - K(t)H(t)P(t|t-1)$$
$$\hat{x}(t|t) = \hat{x}(t|t-1) + K(t) \times (Z(t) - H(t)\hat{x}(t|t-1)) \qquad (۸)$$

حال چون معادلات اندازه‌گیری در این مسئله غیرخطی هستند، از فیلترکالمن توسعه‌یافته استفاده می‌شود که در آن از معادلات اندازه گیری نسبت به بردار حالت مشتق گرفته و ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری تشکیل می‌شود. لازم به ذکر است که مشتق‌گیری از معادلات غیرخطی و تشکیل ماتریس ژاکوبین یکی از عوامل ایجاد بایاس در فیلترکالمن توسعه‌یافته است.

$$H(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t-1)} \qquad (۹)$$

h در رابطه (۹) بردار معادلات اندازه‌گیری غیرخطی می‌باشد که برای کاهش بایاس ناشی از مشتق‌گیری معادلات غیرخطی و تشکیل ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری روش فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح‌شده [۲۲] پیشنهاد شده است. در این روش با محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری در لحظه بعد از تخمین، سعی در کاهش بایاس ناشی از خطی‌سازی معادلات غیرخطی دارد که برای این کار، مقادیر جدیدی برای ماتریس کوواریانس و بهره فیلترکالمن بدست می‌آورد.

$$H^+(t) = \frac{\partial h}{\partial \hat{x}(t|t)} \qquad (۱۰)$$

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

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

$$\hat{x}(t|t-1)=F\hat{x}(t-1|t-1)$$
$$P(t|t-1)=FP(t-1|t-1)F^T+Q(t)$$
$$H(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t-1)}$$
$$K(t)=P(t|t-1)H^T(t)\times$$
$$(H(t)P(t|t-1)H^T(t)+R(t))^{-1}$$
$$\hat{x}(t|t)=\hat{x}(t|t-1)+K(t)\times$$
$$(Z(t)-H(t)\hat{x}(t|t-1))$$
$$H^+(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t)}$$
$$K(t)=P(t|t-1)H^{+T}(t)\times$$
$$(H^+(t)P(t|t-1)H^{+T}(t)+R(t))^{-1}$$
$$P(t|t)=P(t|t-1)-K(t)H^+(t)P(t|t-1) \qquad (۱۱)$$

ولی همانطور که در این روش نیز مشاهده می‌شود جملات مرتبه بالاتر سری تیلور درنظر گرفته نمی‌شود که این صرف‌نظر کردن از جملات مرتبه بالاتر خود منجر به ایجاد بایاس می‌شود. واضح است که با درنظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه‌گیری، می‌توان بایاس ناشی از خطی‌سازی را کاهش داد.

$$H(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t-1)}+\frac{\partial^2 h}{2\partial^2\hat{x}(t|t-1)}$$
$$H^+(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t)}+\frac{\partial^2 h}{2\partial^2\hat{x}(t|t)} \qquad (۱۲)$$

براین اساس، می‌توان الگوریتم فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح شده را با روابط زیر بیان کرد.

$$\hat{x}(t|t-1)=F\hat{x}(t-1|t-1)$$
$$P(t|t-1)=FP(t-1|t-1)F^T+Q(t)$$
$$H(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t-1)}+\frac{\partial^2 h}{2\partial^2\hat{x}(t|t-1)}$$
$$K(t)=P(t|t-1)H^T(t)\times$$
$$(H(t)P(t|t-1)H^T(t)+R(t))^{-1}$$
$$\hat{x}(t|t)=\hat{x}(t|t-1)+K(t)\times(Z(t)-$$
$$H(t)\hat{x}(t|t-1))$$
$$H^+(t)=\frac{\partial h}{\partial\hat{x}(t|t)}+\frac{\partial^2 h}{2\partial^2\hat{x}(t|t)}$$
$$K(t)=P(t|t-1)H^{+T}(t)\times$$
$$(H^+(t)P(t|t-1)H^{+T}(t)+R(t))^{-1}$$
$$P(t|t)=P(t|t-1)-K(t)H^+(t)P(t|t-1) \qquad (۱۳)$$

٤- فیلترکالمن تطبیقی پیشنهادی

یکی از مشکلات فیلترکالمن انتخاب شرایط اولیه مناسب برای ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم است [۲۵]. انتخاب شرایط اولیه مناسب وابسته به دانش ما از سیستم و محیط پیرامون آن دارد. لذا در سیستم‌های غیرخطی انتخاب این شرایط اولیه به مراتب مشکل‌تر از سیستم‌های خطی است. برای حل این مشکل، روش‌های تطبیقی مختلفی برای تنظیم ماتریس‌های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه‌گیری ارائه شده است که در آنها با ضرب ضریب تطبیقی در ماتریس مورد نظر سعی در تنظیم برخط آن دارند و یا با استفاده از سیستم فازی ماتریس مورد نظر را به‌صورت برخط تنظیم می‌کنند. ولی در اغلب این روش‌ها، یکی از دو ماتریس مذکور تنظیم می‌گردد. در این مقاله، در روش جدیدمعرفی شده، هر دو ماتریس کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه-گیری به‌صورت همزمان و برخط تنظیم می‌شوند.

٤-۱- روش پیشنهادی برای تطبیق Q و R

در ابتدا، ضریب تطبیق ارائه شده برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری معرفی می‌گردد 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 فیلترکالمن با معادله (۱۴) تعریف می‌شود.

$$r(t)=Z(t)-H(t)\hat{x}(t|t-1) \qquad (۱۴)$$

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

$$\hat{C}_r(t)=\frac{1}{N}\sum_{i=i_0}^{N}r_i\times r_i^T \qquad (۱۵)$$

که در آن $i_0=t-N+1$ است که N طول پنجره تخمین است که مقدار آن به‌صورت تجربی بدست می‌آید.

ماتریس کوواریانس تئوری پسماند نیز از معادله (۱۶) محاسبه می‌شود.

$$S(t)=H(t)P(t|t-1)H^T(t)+R(t) \qquad (۱۶)$$

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

$$\frac{\hat{C}_r(t)}{S(t)}=1\Rightarrow S(t)=\hat{C}_r(t)$$
$$\Rightarrow trace(S(t))=trace(\hat{C}_r(t)) \qquad (۱۷)$$

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

$$\frac{\hat{C}_r(t)}{S(t)}=\alpha(t)\Rightarrow\hat{C}_r(t)=\alpha(t)S(t)$$
$$\Rightarrow trace(\hat{C}_r(t))=trace(\alpha(t)S(t))$$
$$\Rightarrow trace(\hat{C}_r(t))=\alpha(t)trace(S(t))$$
$$\Rightarrow\alpha(t)=\frac{trace(\hat{C}_r(t))}{trace(S(t))} \qquad (۱۸)$$

بنابراین نسبت فوق به عنوان ضریب تطبیق در ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری درنظر گرفته می‌شود.

$$R(t+1)=\alpha(t)R(t) \qquad (۱۹)$$

در این‌صورت، دو حالت قابل تصور است:

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

الف) اگر $\alpha(t)<1$ باشد، مقدار واقعی از مقدار تئوری کوچکتر است و با ضرب ضریب فوق در R مقدار آن کاهش‌یافته و به تبع آن مقدار S 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 افزایش‌یافته و به تبع آن S 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 مجددا درنظر 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.

$$\begin{aligned}\delta(t)&=\hat{x}(t\,|\,t)-\hat{x}(t\,|\,t-1)\\&=K(t)\times(Z(t)-H(t)\hat{x}(t\,|\,t-1))\end{aligned}\qquad(۲۰)$$

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 فیلترکالمن دو عامل مستقیم وجود دارد یکی ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری $R(t)$ و دیگری ماتریس کوواریانس $P(t)$ است. همانطور که بیان شد، ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری با استفاده از ضریب تطبیق ارائه شده تنظیم گردید. در ادامه در خصوص تنظیم بهره فیلترکالمن 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 پیش بینی و تخمین کاهش می‌یابد. بنابراین ضریب تطبیق جدید برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز سیستم به صورت معادله (۲۱) تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned}\lambda(t)&=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{1}{\delta_i^2(t)}\\Q(t+1)&=\lambda(t)\times Q(t)\end{aligned}\qquad(۲۱)$$

که در رابطه فوق n ابعاد بردار حالت است.

۴-۲- 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 برای ایجاد شرایط اولیه در فیلترکالمن استفاده می‌شود. ایجاد شرایط اولیه مناسب در عملکرد فیلترکالمن تاثیر بسزایی دارد به طوری‌که اگر شرایط اولیه مناسب باشد، فیلتر سریعا به مقدار واقعی همگرا شده و عمل تخمین به سرعت صورت می‌پذیرد. بدین منظور برای ایجاد شرایط اولیه در فیلترکالمن از یک فیلترکالمن اضافی به همراه الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. شکل ۲ بلوک دیاگرام فیلترکالمن توسعه‌یافته تطبیقی اصلاح شده را نشان می‌دهد.

گام‌های ایجاد شرایط اولیه به شرح ذیل است :

گام اول: تعریف شرایط اولیه برای فیلترکالمن اضافی و ارسال اولین داده‌های اندازه‌گیری به این فیلتر.

گام دوم: بدست آوردن پسماند فیلترکالمن اضافی برای اولین اندازه‌گیری 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. زمانی‌که کمترین پسماند به ازای مکان اولیه خاصی بدست آمد آن مکان اولیه برای تخمین فیلتر اصلی استفاده می‌شود).

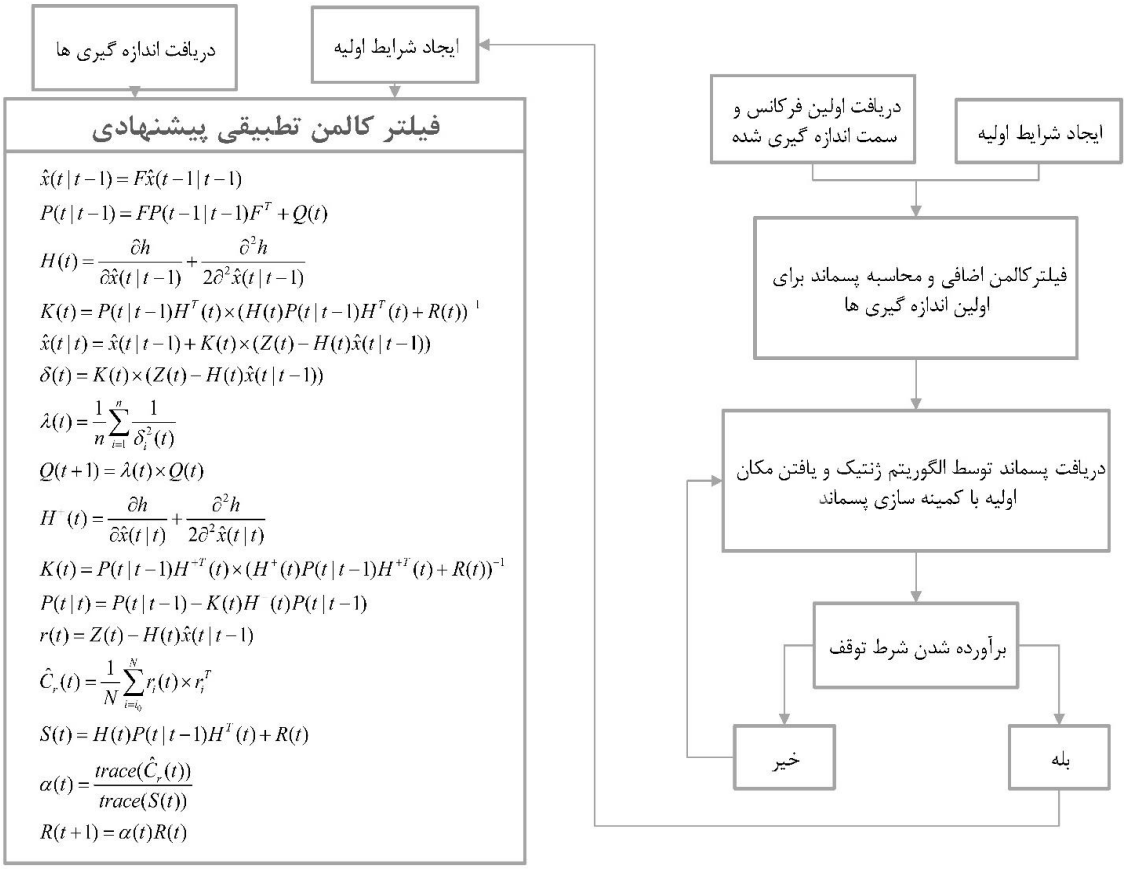
گام چهارم: استخراج مکان اولیه از الگوریتم ژنتیک با کمترین مقدار پسماند و اعمال آن به فیلترکالمن اصلی.

۴-۳- 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 اندازه‌گیری و نویز سیستم مثبت باقی می‌مانند. معادله (۱۸) ضریب تطبیق ارائه شده برای تنظیم ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری 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 اندازه‌گیری (R) و همچنین ماتریس کوواریانس سیستم (P) با ضرب شدن در ماتریس اندازه‌گیری و ترانهاده 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. علاوه‌براین، همانطور که کاملا 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.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]



شکل ۲: بلوک دیاگرام فیلترکالمن تطبیقی پیشنهادی

۵- نتایج شبیه‌سازی

شبیه‌سازی‌ها برای سه نوع سناریوی حرکتی دور شونده، نزدیک شونده، رویتگر با مانور انجام می‌شود. تمامی این شبیه‌سازی ها حاصل از ۱۰۰ اجرای مستقل به‌صورت مونت کارلو می‌باشد که مدت زمان آن ۲۰۰۰ ثانیه با نرخ نمونه برداری ۱ ثانیه است. همچنین طول پنجره تخمین برای بدست آودن 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 شده‌اند. عملکرد فیلتر پیشنهادی با فیلترکالمن توسعه‌یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه‌یافته تطبیقی ارائه شده در مرجع [۱۶] و فیلترکالمن بی ریشه مقایسه می‌شود که شرایط اولیه درنظر گرفته شده برای هر چهار فیلتر یکسان است. لازم به ذکر است که معیار خطا، جذر میانگین مربعات خطا[۱] می‌باشد و خطا از لحظه همگرایی فیلترها به بعد محاسبه می‌شود.

$$RMSE=\frac{1}{n_t}\sum_{t=1}^{n_t}\sqrt{\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(x(t)-\hat{x}(t))^2} \qquad (۲۲)$$

در معادله فوق k عدد مونت کارلو و n_t مدت زمان شبیه‌سازی، $x(t)$ و $\hat{x}(t)$ به‌ترتیب بردارهای صحیح حالت و تخمین آن می‌باشند.

۵-۱- سناریوی اول

در این سناریو، مدل حرکتی به صورت نزدیک‌شونده تعریف می‌شود به گونه‌ای که رویتگر از مبدا مختصات شروع به حرکت کرده و با سرعت ثابت ۵ نات با کورس ثابت ۲۰ درجه به سمت شرق حرکت می‌کند. هدف نیز با سرعت ثابت ۱۵ نات از مکان (۶×۱۰^۳،۶×۱۰^۳) با کورس ثابت ۲۶۰ درجه به سمت جنوب غربی حرکت کرده و هدف فرکانس ثابت ۵۰۰ هرتز را ارسال می کند. اندازه‌گیری‌های سمت و فرکانس با نویز سفید گوسی با میانگین صفر و انحراف معیارهای به ترتیب ۲ درجه و ۰/۳ هرتز جمع شده‌اند. 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 می‌توان نتیجه‌گیری کرد که فیلتر پیشنهادی عملکردی بهتر از سه فیلتر دیگر دارد. برای تحلیل عملکرد فیلترها قبل از همگرایی نتایج در شکل‌های ۳ تا ۶ نشان داده شده است. شکل ۳ نشان‌دهنده مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها است. از این شکل می‌توان 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 فیلترکالمن

[۱] Root Mean Square Error (RMSE)

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

بی ریشه است. شکل ۴ نشان‌دهنده خطای تخمین مکان فیلترها است. این شکل نیز نتایج حاصل از شکل ۳ را تایید می‌کند. شکل‌های ۵ و ۶ به‌ترتیب خطاهای تخمین سمت، فرکانس، سرعت و کورس را نشان می‌دهند. به‌طور کلی نتایج حاصل از سناریوی اول نشان می‌دهد که فیلترکالمن 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.

۵-۲- سناریوی دوم

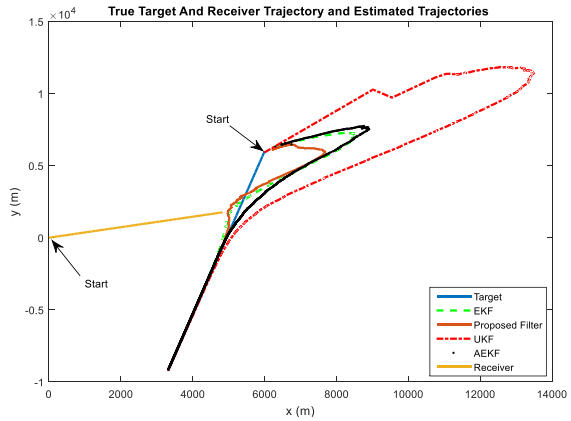
مدل سناریوی حرکتی دوم به‌صورت دورشونده است. در این سناریو، رویتگر از مبدا مختصات با سرعت ثابت ۵ نات و کورس ثابت ۷۰ درجه به سمت شمال و هدف با سرعت ۱۵ نات از مکان (6×10^3،6×10^3) به سمت غرب با کورس ۱۷۰ درجه حرکت می‌کند در حالی‌که فرکانس ثابت ۵۰۰ هرتز را ارسال می‌کند. نویزهای سمت و فرکانس مشابه با سناریوی اول درنظر گرفته شده‌اند. 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 شکل‌های ۷ تا ۱۰ آورده شده است. شکل ۷ مسیر حرکت هدف، رویتگر و تخمین فیلترها را نشان می‌دهد. شکل ۸ خطای تخمین مکان را نمایش می‌دهد و شکل‌های 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 نشان‌دهنده عملکرد بهتر فیلتر ارائه شده در مقایسه با سه فیلتر دیگر است. همچنین شبیه‌سازی نشان می‌دهد که فیلتر ارائه شده زمان همگرایی کمتری نسبت به فیلترکالمن بی ریشه دارد و در لحظات قبل از همگرایی عملکرد آن بسیار مناسب‌تر از فیلترکالمن بی ریشه می‌باشد.

۵-۳- سناریوی سوم

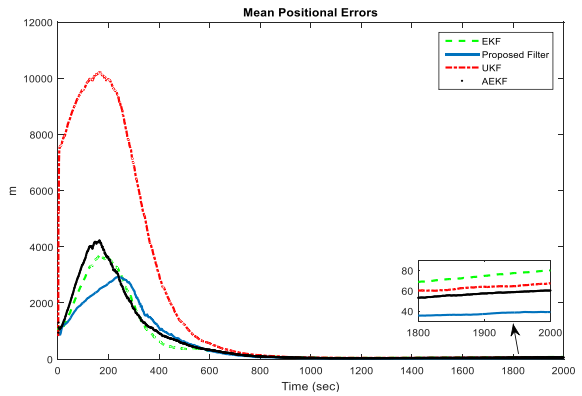
در سناریو سوم، مدل حرکتی به صورتی است که رویتگر با مانور حرکت می‌کند. در این حالت کورس رویتگر به مقدار ۰/۰۶ درجه بر ثانیه در هر لحظه اضافه می‌شود و از مبدا مختصات با سرعت ۵ نات شروع به حرکت می‌کند. هدف نیز با سرعت ثابت ۱۵ نات با کورس ۲۵۰ درجه از مکان (6×10^3،6×10^3) شروع به حرکت می کند و فرکانس ثابت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

جدول ۱ : خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی اول

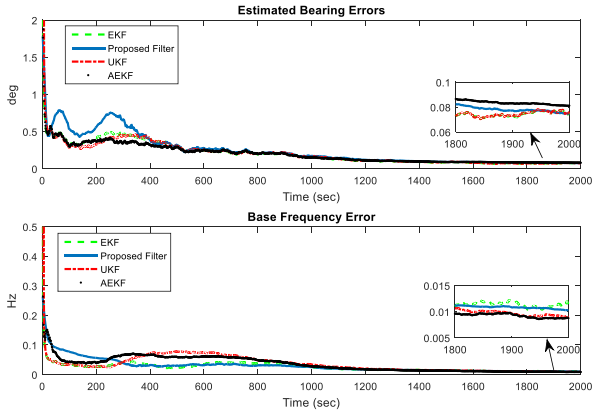
پارامترها	فیلترکالمن استاندارد	فیلترکالمن بی ریشه	فیلتر پیشنهادی	فیلتر تطبیقی
خطای مکان (متر)	۳۶/۲۷	۳۵/۷	۲۱/۰۳	۲۹/۱۵
خطای سرعت (متر/ثانیه)	۰/۰۸	۰/۰۶	۰/۰۳	۰/۰۵
خطای کورس (درجه)	۰/۱۴	۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۲
خطای فرکانس (هرتز)	۰/۰۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱	۰/۰۱۱
خطای سمت (درجه)	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱



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

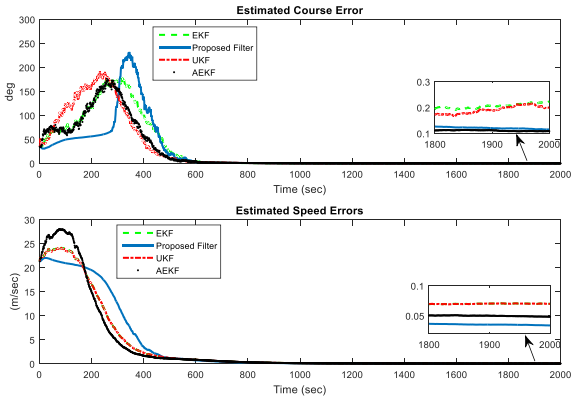


شکل ۴ : خطای تخمین مکان برای سناریوی اول

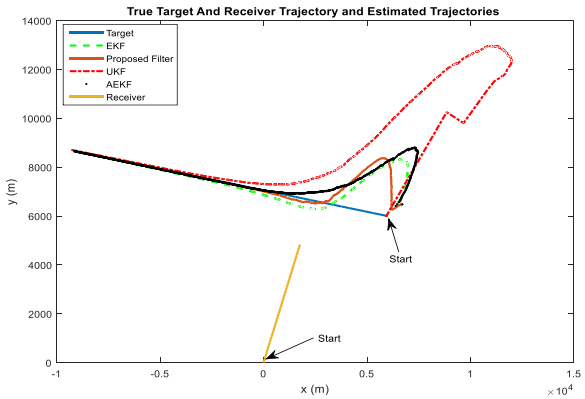


شکل ۵ : خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی اول

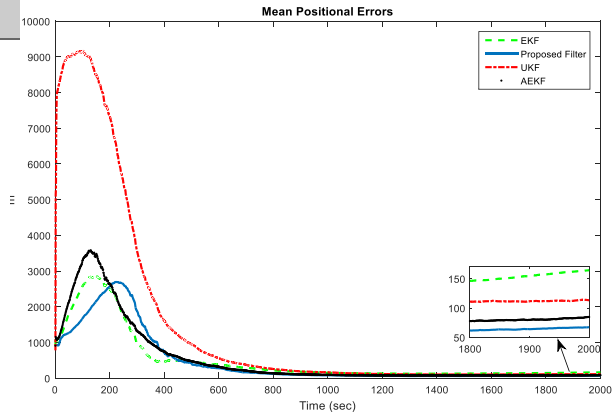
[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]



شکل ۶ : خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی اول



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



شکل ۸ : خطای تخمین مکان برای سناریوی دوم

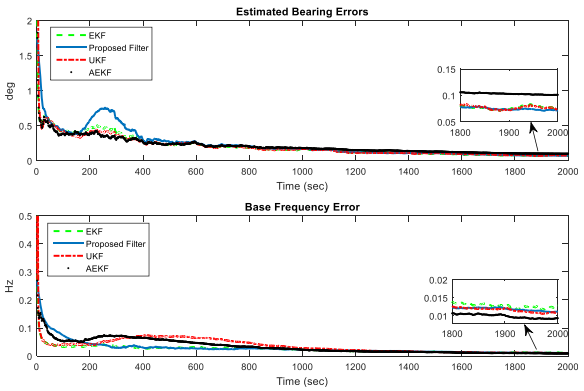
میانگین خطای تخمین مکان حاصل از سه سناریوی اجرا شده بعد از همگرایی در شکل ۱۵ آورده شده است که برتری عملکرد فیلتر پیشنهادی را در مقایسه با سه نوع دیگر نشان می‌دهد.شکل ۱۶ میانگین خطای تخمین سمت، فرکانس، کورس و سرعت حاصل از سه سناریوی اجرا شده بعد از همگرایی می‌باشد. شکل ۱۷ نیز نشان‌دهنده خطای مکان اولیه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

جدول ۲ : خطای جذر میانگین مربعات برای سناریوی دوم

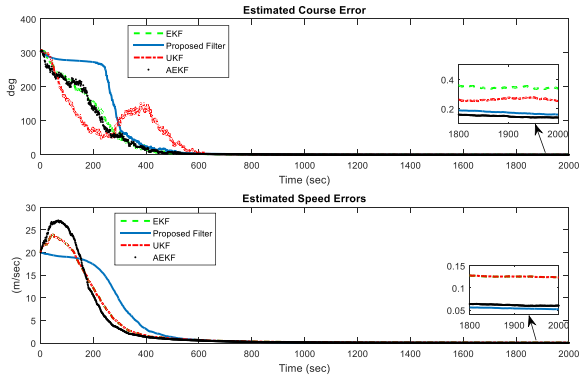
پارامترها	فیلتر کالمن استاندارد	فیلتر کالمن بی ریشه	فیلتر پیشنهادی	فیلتر تطبیقی
خطای مکان (متر)	۸۷/۳۶	۷۶/۷۸	۴۱/۳	۵۰/۰۷
خطای سرعت (متر/ثانیه)	۰/۱	۰/۱	۰/۰۶	۰/۰۶
خطای کورس (درجه)	۰/۲۳	۰/۲۱	۰/۲۵	۰/۲
خطای فرکانس (هرتز)	۰/۰۱۱	۰/۰۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱
خطای سمت (درجه)	۰/۰۱۱	۰/۰۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱

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

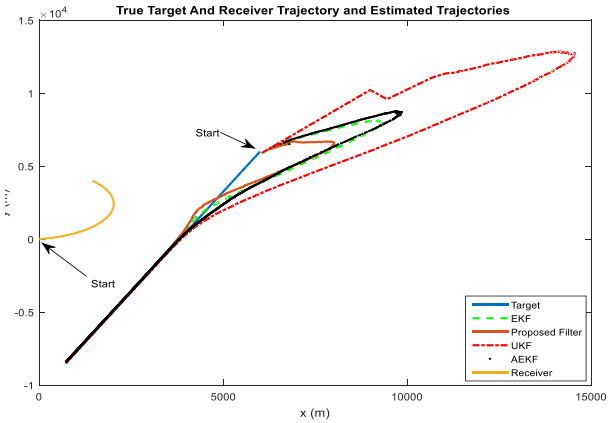


شکل ۹ : خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی دوم

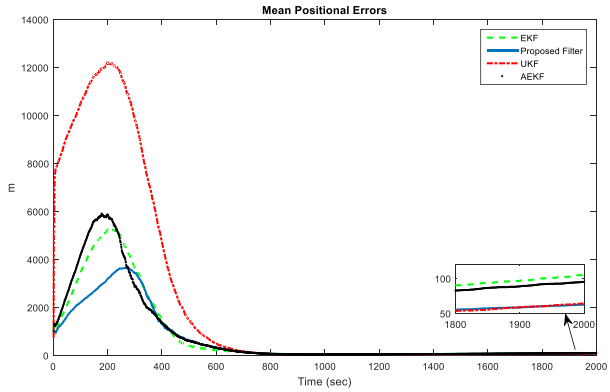


شکل ۱۰ : خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی دوم

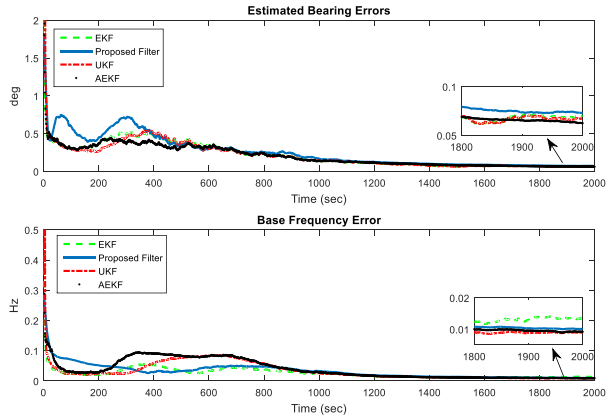
[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]



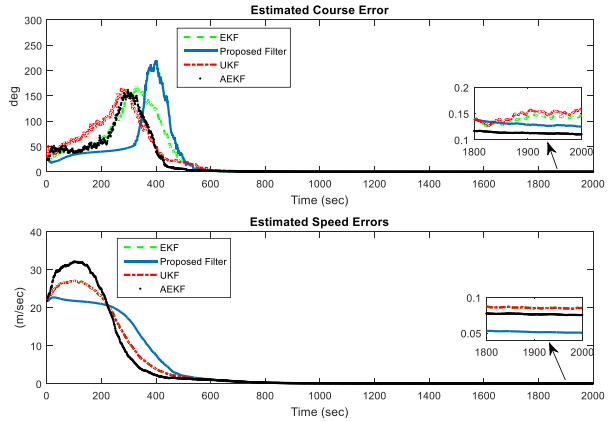
شکل ۱۱ : مسیر حرکت هدف، رویتگر وتخمین فیلترها برای سناریوی سوم



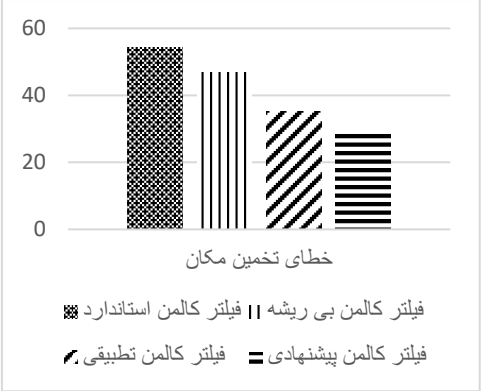
شکل ۱۲ : خطای تخمین مکان برای سناریوی سوم



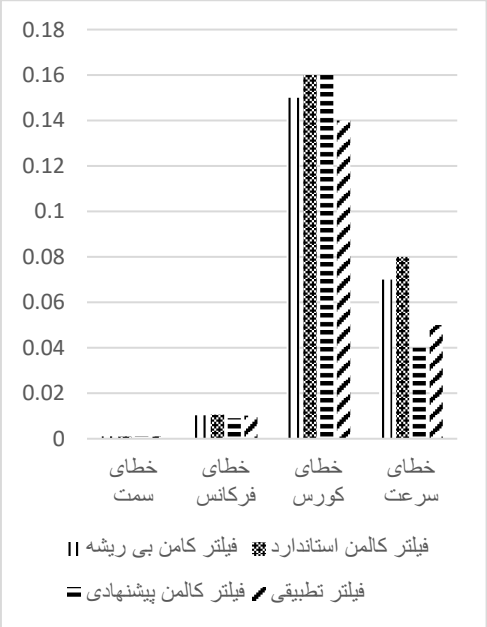
شکل ۱۳ : خطاهای تخمین سمت و فرکانس برای سناریوی سوم



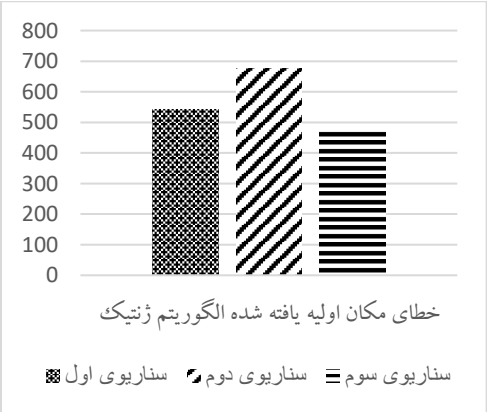
شکل ۱۴ : خطاهای تخمین کورس و سرعت برای سناریوی سوم



شکل ۱۵ : میانگین خطای مکان فیلترها



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



شکل ۱۷ : تخمین مکان اولیه توسط الگوریتم پیشنهادی

۴-۵- تحلیل نتایج حاصل از شبیه‌سازی

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

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

سیگنال به نویز دقت فیلترها برای تخمین پارامترهای هدف افزایش می‌یابد، که نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند 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 سناریوهای دیگر است.

در سناریوی دوم که هدف از رویتگر دور می‌شود (که به آن سناریوی سخت نیز اطلاق می‌شود) نسبت سیگنال به نویز با گذر زمان کاهش یافته و لذا تخمین پارامترهای هدف برای فیلتر مشکل می‌شود. از نتایج حاصل از شبیه سازی‌ها مشاهده می‌شود 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 می‌کند که کاهش زمان همگرایی فیلتر را به دنبال دارد. همچنین خطای تخمین در این سناریو تقریبا هم سطح با سناریوی اول (نزدیک‌شونده) و بهتر از سناریوی دوم (دورشونده) است که دلیل آن مانور رویتگر و افزایش رویت‌پذیری است.

برای تحلیل زمانی فیلتر پیشنهادی نیز مدت زمان اجرای برنامه‌ها برای یک فیلتر استاندارد (فیلتر کالمن بی ریشه) و فیلتر پیشنهادی در جدول ۴ آورده شده است. از این جدول می‌توان نتیجه‌گیری کرد که سرعت فیلتر پیشنهادی بیشتر از فیلتر استاندارد است، در حالی‌که عملکرد فیلتر بهبود یافته است. در بررسی زمان همگرایی فیلتر در لحظات اولیه، فیلتر پیشنهادی زودتر به مقدار واقعی همگرا می‌شود که دلیل آن تطبیق برخط ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم می‌باشد. زیرا با انتخاب نامناسب مقادیر اولیه این ماتریس‌ها، ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن از مقدار واقعی دور بوده و فیلتر برای تصحیح این مقادیر زمان بیشتری نیاز دارد در حالی‌که در فیلتر پیشنهادی با تنظیم و تطبیق برخط این ماتریس‌ها، 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 می‌باشد که دلیل آن درنظر گرفتن مشتق مرتبه دوم ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری است که خطای حاصل از خطی‌سازی را کاهش داده است. از عوامل دیگر کاهش خطای تخمین محاسبه مجدد ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیری برای تصحیح ماتریس کوواریانس و بهره فیلتر کالمن است. لازم به ذکر است که تطبیق و تنظیم برخط ماتریس‌های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم علاوه‌بر کاهش زمان همگرایی، در کاهش خطای فیلتر نیز موثر هستند.

جدول ۴ : مدت زمان اجرای فیلترها

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

٦- نتیجه‌گیری

با توجه به پژوهش‌های انجام شده مشکلات فیلترکالمن توسعه‌یافته ایجاد شرایط اولیه مناسب و بایاس تخمین است، که از عوامل ایجاد بایاس، خطی‌سازی معادلات غیرخطی و عدم انتخاب مناسب ماتریس‌های کوواریانس نویز سیستم و نویز اندازه‌گیری می‌باشند. در این مقاله با الهام گرفتن از الگوریتم فیلترکالمن توسعه‌یافته اصلاح شده، فیلترکالمن توسعه یافته تطبیقی اصلاح شده ارائه شد که در آن با درنظر گرفتن جمله مرتبه دوم سری تیلور در محاسبه ماتریس اندازه‌گیری بایاس ناشی از خطی‌سازی کاهش یافت. همچنین، با ارائه ضرایب تطبیق جدید برای تنظیم ماتریس-های کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نویز سیستم، این ماتریس‌ها به‌صورت همزمان و برخط تنظیم شدند. برای حل مشکل یافتن شرایط اولیه نیز از فیلترکالمن اضافی و الگوریتم ژنتیک استفاده شد که نتایج قابل قبولی در یافتن شرایط اولیه داشت. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها نشان داد که در مجموع فیلتر پیشنهادی عملکرد بهتری در مقایسه با فیلترکالمن توسعه یافته استاندارد، فیلتر کالمن توسعه‌یافته تطبیقی و فیلترکالمن 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.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]

[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، قلی‌زاده نرم حسین، ۱۳۹۵. تطبیق کوواریانس‌های نویز فیلتر کالمن توسعه‌یافته 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.

[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.

[Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2025-07-04]
[DOR: 20.1001.1.20088345.1397.12.4.4.4]
[DOI: 10.29252/joc.12.4.23]