الگوریتم جدید برای ردیابی اهداف راداری با مانور بالا در مختصات قطبی مبتنی بر روش نویز معادل

علی کارساز/ استادیار گروه برق/ موسسه آموزش عالی خراسان/ karsaz@khorasan.ac.ir

چکیده

روشی جدید بر اساس تبدیل ماتریس کواریانس خطا از دستگاه مختصات قطبی به کارتزین برای مساله ردیابی اهداف با مانور بالا ارایه گردیده است. با استفاده از این تبدیل، فیلتر کالمن خطی استاندارد می‌تواند برای دسته مسایلی که ردیابی اهداف با مانور در مختصات قطبی و بر اساس دریافت پارامترهای فاصله و سمت انجام می‌گیرد ومعادله مشاهده آن‌ها غیرخطی است، بکار گرفته شود. این مقاله سعی دارد رابطه‌ای بین کواریانس نویز اندازه‌گیری شده در دستگاه مختصات قطبی و کواریانس نویز اندازه‌گیری شده در مختصات کارتزین برقرار کند. افزایش دقت تخمین پارامترهای هدف، و نیز سادگی پیاده سازی از جمله مزایای این تبدیل در مقایسه با روش‌های فیلتر کالمن توسعه یافته و فیلتر کالمن بی‌بو است. اجرای برنامه ردیابی هدف با در نظر گرفتن بازه وسیعی از سناریوهای هدف بر اساس روش تکرار مونت کارلو برتری روش پیشنهادی را نسبت به دو روش مرسوم نشان می دهد.

کلمات کلیدی: ردیابی اهداف با مانور، روش نویز معادل، تبدیل مختصاتی نویز اندازه‌گیری، فیلتر کالمن EKF، فیلتر کالمن UKF

A new Modified Algorithm for Target Tracking in Polar Coordinates Based on Equivalent Noise Methodology

Ali Karsaz/Assistant Professor of Electrical Engineering/Khorasan Institute of Higher Education/ karsaz@khorasan.ac.ir

Abstract

An innovation technique is presented to transform the maneuvering target tracking problems from Polar coordinates to Cartesian coordinates, therefore a standard linear Kalman filter can be easily applied to them. Extended Kalman filter and unscented Kalman filter are two conventional methodologies for nonlinear estimation. In this paper a new relation between measurement noise covariance in sensor coordinates and the measurement noise covariance in Cartesian coordinates for Kalman filter implementation is proposed. In addition the proposed technique is based on the well-known equivalent noise approaches. The simplicity of implementation and target tracking improvement with computation effort reduction, are three important advantages of the new approach comparing with extended Kalman filter and unscented Kalman filter. Simulation results show this modified filter can predict target parameters more effectively and accurately than EKF and UKF.

Keywords: High maneuvering target tracking, Equivalent noise method, Measurement noise transform, UKF, EKF.

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

۱- مقدمه

برای ردیابی صحیح اهداف راداری با مانور MTT[1] روش‌های زیادی در مقالات مختلف ارایه شده است [۱]-[۴]. فیلتر کالمن یک روش شناخته شده برای تخمین حالت سیستم‌های دینامیک خطی با معیار کمترین مربعات خطا می‌باشد که در سال ۱۹۶۰ توسط آقای کالمن معرفی گردید[۵]. در توسعه فیلتر کالمن خطی برای حل سیستم‌های غیرخطی در طول چند دهه گذشته روش‌های گوناگونی معرفی گردیده است، که متداول‌ترین آن‌ها فیلتر کالمن توسعه یافته[2](EKF) و در دو دهه اخیر فیلتر کالمن بی‌بو[3](UKF) پیشنهاد شده است. فیلتر EKF با تقریب خطی توابع غیرخطی، به‌طور گسترده‌ای برای تخمین ردیابی سیستم‌های غیرخطی بکار می‌رود[۶-۸]. فیلتر EKF که بر پایه خطی‌سازی درجه اول بنا شده است[۸]، در مواجهه با مسایل MTT دارای محدودیت‌هایی می‌باشد. در فیلتر EKF در مرحله خطی‌سازی نیاز به محاسبه ماتریس ژاکوبین بوده که در ردیابی اهداف با مانور بالا در برخی از سناریوها به علت تغییرات ناگهانی در شتاب هدف، محاسبه ماتریس ژاکوبین[4] با مشکلات گوناگونی روبه‌رو است. به‌علت استفاده از تقریب مرتبه نخست در الگوریتم EKF در برخی از موارد محاسبه ماتریس کواریانس ژاکوبین که خود مبتنی بر تخمین مولفه‌های بردار حالت مرحله قبل است، با خطاهای زیادی روبه‌رو است که واگرایی فیلتر را در بر دارد. علاوه بر این حجم بالای محاسباتی در این الگوریتم با توجه به نیاز بلادرنگ[5] در ردیابی هدف و اهمیت فوق‌العاده زمان در محاسبات، یکی از معضلات این روش می‌باشد[۹].

فیلتر کالمن‌بی‌بو با در نظر گرفتن یک مجموعه کمینه از بردارهای موسوم به بردار سیگمای[6] حالات سیستم که توسط جولیر و اولمان [۹]-[۱۱] معرفی گردید، جایگزین خوبی برای فیلتر کالمن توسعه یافته و یک روش موثر در حل معادلات غیرخطی محسوب می‌شود. UKF حالات و کواریانس خطای تخمین سیستم غیرخطی را با دقت بیشتری نسبت به EKF بدست می‌آورد که البته مساله حجم بالای محاسبات و پیچیدگی پیاده‌سازی حتی بیشتر نسبت به روش EKF همچنان باقی می‌ماند[۱۰]-[۱۴].

در این مقاله، یک شیوه جدید برای تبدیل ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری شده از مختصات قطبی به کارتزین، ارایه می‌شود. توضیح مختصری از مساله MTT در بخش (۲) آمده است. اصول کارکرد فیلتر کالمن اعم از خطی یا غیرخطی و بررسی اجمالی از الگوریتم‌های EKF و UKF در بخش‌های (۳)، (۴) و (۵) بیان می‌شود. در بخش (۶) فیلتر کالمن تصحیح شده پیشنهادی جهت برطرف نمودن مشکلات دو روش غیرخطی بیان شده ارایه شده است. عملکرد مناسب فیلتر پیشنهادی به‌ویژه برای اهداف با دینامیک نویزی بالا در بخش نتایج شبیه‌سازی بخش(۶) ذکر گردیده است و با نتایج بدست آمده با روش‌های بالا مقایسه شده است.

۲- مساله ردیابی اهداف با مانور

مدل رایج در شبیه‌سازی سیستم‌های عدم قطعیت زمان گسسته، فضای حالت به شکل مدل‌های استاندارد بیزین[7] و فیشر است [۱۳]. مدل بیزین زمان گسسته برای سیستم‌های خطی عدم قطعیت به شکل زیر است:

$$X(n+1)=F(n)X(n)+G(n)w(n) \qquad (۱)$$
$$z(n)=H(n)X(n)+v(n)$$

در این مدل‌سازی فضای حالت برای ممان‌های متغیرهای تصادفی روابط زیر برقرار است.

$$E\{v(n_1)v^T(n_2)\}=\begin{cases}R(n_1) & n_1=n_2\\ 0 & n_1\neq n_2\end{cases}$$
$$E\{w(n_1)w^T(n_2)\}=\begin{cases}Q(n_1) & n_1=n_2\\ 0 & n_1\neq n_2\end{cases}$$
$$E\{X(0)X^T(0)\}=\psi,\ E\{X(0)\}=0$$
$$E\{w(0)\}=0,\ E\{v(0)\}=0$$
$$E\{v(.)w(.)^T\}=0$$

که در آن X(n) بردار حالات سیستم، Z(n) بردار مشاهدات، X(o) شرایط اولیه بردار حالت می‌باشد. F(n) ماتریس گذار حالت، G(n) ماتریس نویز سیستم است و w(n) اغتشاش ورودی یا دینامیک سیستم، سفید و با کواریانس Q(n) در نظر گرفته می‌شود. H(n) ماتریس اندازه‌گیری و V(n) نویز اندازه‌گیری بوده که به شکل گوسی با ماتریس کواریانس R(n) فرض می‌شود. مشاهده می‌شود که در مدل بیزین، هر یک از عدم قطعیت‌های سیستم به شکل یک فرایند اتفاقی[8] با ممان‌های مشخص[9] بیان می‌شود. در بسیاری از کاربردها اغتشاش ورودی W(.) می‌تواند کاملا ناشناخته[10] در نظر گرفته شود، به این‌گونه سیستم‌ها در مراجع ریاضی مدل‌های عدم قطعیت فیشر[11] گفته می‌شود[۱۳]. در مساله MTT برای یک هدف دو بعدی، مدل مشاهدات در مختصات کارتزین به شکل زیر است:

$$Z_c(n)=H(n)X_c(n)+V_c(n) \qquad (۲)$$

که اندیس c در رابطه (۲) بیانگر مدل‌سازی در مختصات کارتزین است. هر کدام از مقادیر رابطه بالا در رابطه (۳)آمده است.

$$X_c(n)=\begin{bmatrix}x(n) & v_x(n) & y(n) & v_y(n)\end{bmatrix}^T$$
$$V_c(n)=\begin{bmatrix}V_x(n)\\ V_y(n)\end{bmatrix} \qquad Z_c(n)=\begin{bmatrix}Z_x(n)\\ Z_y(n)\end{bmatrix} \qquad (۳)$$
$$F=\begin{bmatrix}1 & T & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 1 & T\\ 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix},\ G=\begin{bmatrix}T^2/2 & T & 0 & 0\\ 0 & 0 & T^2/2 & T\end{bmatrix}^T,\ H=\begin{bmatrix}1 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}$$

$X_c(n)$ ماتریس حالات در مختصات کارتزین شامل موقعیت هدف در راستای محور x، $v_x(n)$ سرعت هدف در راستای محور x و y(n) و $v_y(n)$ به ترتیب موقعیت و سرعت در راستای محور y می‌باشد. به این ترتیب مدل ارایه شده (۱) با توجه به بردار حالت تعریف شده (۳) یک مدل سرعت ثابت است. ماتریس کواریانس خطای اندازه‌گیری شده در مدل کارتزین به شکل زیر می‌باشد.

$$R_c=E\left\{V_c(n)V_c^T(n)\right\} \qquad (۴)$$

با توجه به روابط (۱) و (۲) که روابطی خطی هستند یک فیلتر کالمن استاندارد به شکل زیر قابل پیاده‌سازی است[۲]:

$$\hat{X}(n+1|n+1)=$$
$$F(n)\hat{X}(n|n)+K(n+1)[z(n+1)-H(n+1)F(n)\hat{X}(n|n)]$$
$$K(n+1)=\Sigma(n+1|n+1)H^T(n+1)R^{-1}(n+1) \qquad (۵)$$
$$\Sigma(n+1|n+1))=$$

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

$$\Sigma(n+1|n)-\Sigma(n+1|n)H^T(n+1)[R(n+1)$$
$$+H(n+1)\Sigma(n+1|n)H(n+1)^T]^{-1}H(n+1)\Sigma(n+1|n)\ \ \Sigma(n+1|n)$$
$$=F(n)\Sigma(n|n)F^T(n)+G(n)Q(n)G^T(n)\Sigma(0|0)=0,\ \hat{X}(0|0)=0$$

در رابطــه (۵)، k(n+1) بهعنــوان بهره فیلتر کالمــن و Σ(n+1|n+1) بهعنوان ماتریس کواریانس تخمین در نظر گرفته شــده فیلتر کالمن با اســتفاده از روابط بازگشتی سعی در بدست آوردن بهترین تخمین در هر لحظه با توجه به تخمین مرحله قبل و مشاهده جدید می‌کند. نکته قابل توجه در ردیابی اهداف راداری این اســت که رادار بهعنوان سنسور اندازه‌گیری پارامترهای هدف، فاصله تا هدف (R) و زاویه دید هدف (θ) را نسبت به شمال جغرافیایی و در هر مرحله نمونه‌برداری در اختیار قرار می‌دهد، حال آنکه فرمول (۱) و (۲) شبیه‌ســازی رادار در مختصات کارتزین است و فیلترکالمن استاندارد نیز بر اساس رابطه (۱) که یک رابطه خطی اســت عمل می‌کند. شکل (۱) برای توضیح اصــول کارکرد فیلترکالمن در دو مختصات کارتزین و قطبی ترســیم شده است.

متحرک در صفحه دو بعدی X و Y از نقطه B در حال حرکت اســت (مســیر آبی) مشــاهده‌گر یا رادار در مبدا مختصــات در نقطه A قرار داشته و هدف متحرک p را با فاصله R و تحت زاویه θ در نقطه شروع مشــاهده می‌کند (مســیر قرمز). در واقع آنچه رادار از هدف مشاهده می‌کنــد فاصله قرارگیری هــدف و زاویه دیــد آن از نقطه قرارگیری رادرا اســت. طبیعتا به‌علت وجود خطای مشاهده در مختصات قطبی، مختصات و یا مســیر واقعی هدف در دســترس نبوده تنها مشاهدات رادار که همان مسیر قرمز است در اختیار قرار دارد بنابراین بکارگیری یک فیلترکالمن در مختصات کارتزین با استفاده از مشاهدات راداری در مختصات قطبی یا بردار در هر لحظه و یافتن بهترین تخمین برای بردار حالت $x(n)$ یا $\hat{x}(n)$ می‌باشــد (مسیر ســبز). دینامیک واقعی رادار بهعنــوان سنســور اندازه‌گیری پارامترهای هــدف در مختصات قطبی یا مختصات سنســور[۱۲] شــامل فاصله قرارگیــری هدف و زاویه قرارگیری آن نسبت به رادار، بهعنوان بردار مشاهده سیستم به شکل زیر بیان می‌شود.

$$\begin{bmatrix} Z_R(n) \\ Z_\theta(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R(n) \\ \Theta(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix} \qquad (۶)$$

$V_R(n)$ و $V_\theta(n)$ به‌ترتیــب عنوان خطاهــای اندازه‌گیری موقعیت و ســمت هدف به صورت نویزهای ســفید با توزیع گوسی بوده از این‌رو مقادیر ثابتــی از انحراف معیار ($\delta_R(n)$، $\delta_\theta(n)$) و واریانس معرفی می‌گردند. بنابراین $V_R(n)$ و $V_\theta(n)$ در هر لحظه مقادیری نامشخص با خصوصیات آماری معین داشــته که بیشتر در به‌صورت تقریبی در کاتالوگ‌هــای رادار ذکــر می‌شــود و در اختیار کاربر می‌باشــند و با توجه به تســت‌های به عمل آمده از رادار در شــرایط استاندارد تست، محاســبه شــده و در کاتالوگ رادار ذکر می‌شود. $Z_R(n)$ و $Z_\theta(n)$ مشــاهدات رادار بوده که در هر لحظــه از زمان با خطاهای $V_R(n)$ و $V_\theta(n)$ در اختیار می‌باشــند بنابراین $V_R(n)$ و $V_\theta(n)$ به شــکل فرایندهای گوســی با میانگین صفر و انحراف معیارهای δ_R، δ_θ در شبیه‌سازی‌ها در نظر گرفته می‌شود.

$$V_\theta(n):N(0,\delta_\theta(n)\quad V_R(n):N(0,\delta_R(n)$$

$$R_p=E\left\{V_p(n)V_p^T(n)\right\}=\begin{bmatrix} \delta_R^2(n) & \delta_{R\theta}(n) \\ \delta_{\theta R}(n) & \delta_\theta^2(n) \end{bmatrix}$$

$$V_p(n)=\begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix} \qquad (۷)$$

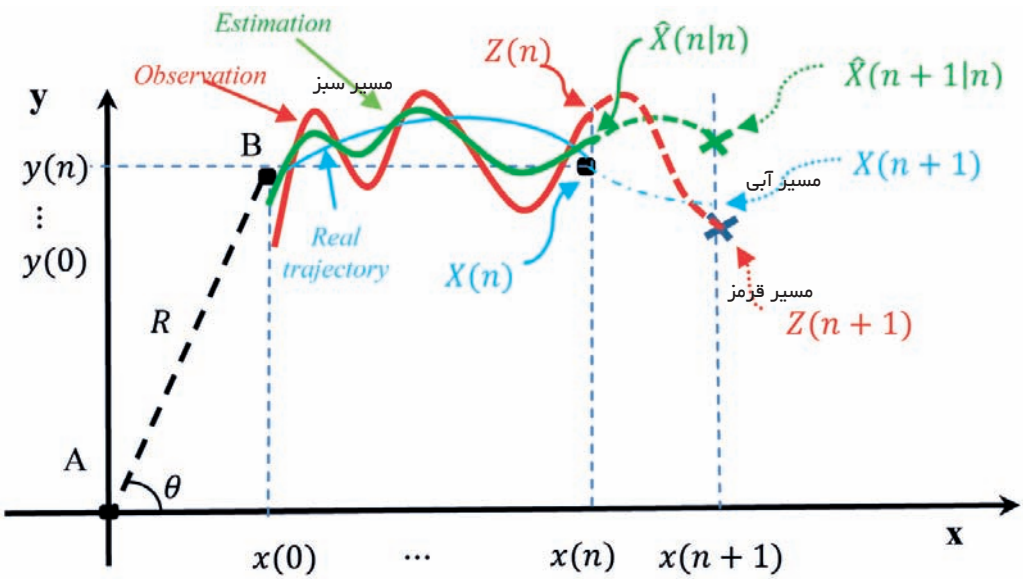
در رابطــه بالا $\delta_{R\theta}$ کواریانــس خطای مشترک R و θ اســت که در صورت ناهمبســته بودن می‌توان آن را صفر فرض نمود. R_p ماتریس کواریانس خطا در مختصات قطبی می‌باشد. روابط بین $R(n)$ و $\theta(n)$ در مختصــات قطبی و بــردار حالت سیســتم $X_c(n)$ در مختصات کارتزین به شکل زیر است:

$$R(n)=\sqrt{x^2(n)+y^2(n)} \qquad (۸)$$

$$\theta(n)=\tan^{-1}\left(\frac{y(n)}{x(n)}\right) \qquad (۹)$$

$$X(n)=R(n)\cos\theta(n) \qquad (۱۰)$$

$$n)=R(n)\sin\theta(n) \qquad (۱۱)$$



شکل ۱: اصول کار فیلتر کالمن در مساله ردیابی هدف دینامیک خطی در مختصات کارتزین و مشاهدات غیرخطی در مختصات قطبی

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

بـا جایگـذاری (۷)، (۸) و (۹) در رابطـه (۶) مـی تـوان رابطه بین مشـاهدات یا اندازه‌گیری‌ها در مختصات قطبی و حالات سیسـتم در مختصات کارتزین را به شکل زیر بدست آورد:

$$\begin{bmatrix} Z_R(n) \\ Z_\theta(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(n)+y^2(n)} \\ \tan^{-1}(\frac{y(n)}{x(n)}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix} \quad (۱۲)$$

چنانچه مشـاهده می‌شـود، رابطـه (۱۲) یک رابطـه غیرخطی بین مشاهدات در مختصات سنسور و حالات سیستم در مختصات کارتزین بوده که به شکل زیر قابل بازنویسی است:

$$Z_p(n) = h(X_c(n) \ + V_p(n) \quad (۱۳)$$

h نیزمعـرف تابع غیرخطی و Z_p بردار مشـاهدات در مختصات قطبی می‌باشد.

بـا توجه به غیرخطی بودن رابطه (۱۳)، فیلتر کالمن اسـتانداردکه بر اسـاس مدل خطی دینامیک حرکت هدف و مشـاهدات تحقق یافته اسـت، کارایی ندارد. برای رفع این مشـکل می‌توان از روش‌های حل معادلات غیر خطی نظیر EKF و UKF اسـتفاده نمود. در ادامه ضمن اشـاره مختصر به اصول کار فیلتر کلمن، روابط مورد اسـتفاده در هر یک از روش‌های غیر خطی فوق را بیان نموده، به معرفی روش تبدیلی مورد نظر در ایـن مقاله پرداخته و ضعف‌ها و پیچیدگی‌های حاکم بر روش‌های غیر خطی را بررسی می نمائیم.

۳- اصول کار فیلترهای خطی و غیر خطی مبتنی بر کالمن

تئوری فیلترکالمن، که توسـط آقای کالمن در سال ۱۹۶۰ به سختی به عنوان تز دکتری پذیرفته شـد[۵] و جهت چاپ در مجلات معتبر آن دوره بـا عدم اسـتقبال مواجه گردید، در عمـل یکی از موفقترین روش‌های تخمین و پیش‌بینی محسـوب گردید فیلتر کالمن در سال ۱۹۹۴ به عنـوان موفقترین یا کارآمدترین تئوری از میان تئوری‌های متنـوع کنترلی در انجمن برق و الکترونیک[۱۳] برگزیده شـد. دو دلیل عمده موفقیت فیلترکالمن در کاربردهای وسیع آن از ناوبری، هدایت و رهگیری اهداف راداری گرفته تا پردازش سـیگنال‌های دیجیتال و رفع نویز را می‌توان به شکل زیر دانست:

۳-۱- عدم نیاز به مدل دقیق از دینامیک سیستم

در مـدل دینامیکی حرکت هدف رابطـه (۱) که از آن به عنوان مدل اسـتاندارد بیزین یاد می‌شـود چنانچه اشـاره گردیـد می‌توان عدم قطعیت‌های ناشـی از فرآیند را توسـط W نمایش داد در صورتی که عدم قطعیت مدل یا دینامیک از خطاهای سنسـور اندازه‌گیر بیشـتر باشـد فیلتر کالمن با توازنی کـه بین تخمین یک مرحله رو به جلو و مشاهدات بوجود می‌آورد می‌تواند به یک تخیمن معقول دست یابد.

۳-۲- عدم محدودیت در پیاده‌سازی سخت افزاری

معمـولا از فیلتر کالمن به عنوان یک رویت‌گر بهینه، به عنوان دوگان کنترل بهینه یاد می‌شـود به لحاظ پیاده‌سازی و در بکارگیری عملی بـرای یک کنترل‌کننده بهینه که محصول آن یک بهره فیدبک حالت اسـت نمی‌توان این بهره را بـدون محدودیت افزایش داد این موضوع به محدودیت‌های فیزیکی عملگرهای سیسـتم بـاز می‌گردد. ولیکن در مـورد فیلتر کالمن بهره فیلتر یعنـی k(n) را به هر میزان می‌توان دسـت‌کاری نمود در برخی از روش‌های اصـلاح گام همگرایی حتی این بهره فیلتر به میزان چند برابر مقدار محاسـبه شـده بازتنظیم[۱۴] می‌شود. اسـاس کار فیلترکالمن استاندارد که توسط آقای کالمن در سـال ۱۹۶۵ میلادی مطـرح گردید برای سیسـتم دینامیکی (۱) را می‌توان در رابطه خلاصه شده زیر دید:

$$\hat{X}(n+1|n+1) = \hat{X}(n+1|n) + K(n+1)[Z(n+1) - \hat{Z}(n+1|n)] \quad (۱۴)$$

در واقع در این رابطه که اساس کار کلیه فیلترهای خطی و غیرخطی کالمن مانند EKF و UKF و .... نیز محسـوب می‌شـود مبتنی بر در اختیار داشـتن $\hat{X}(n+1|n)$ به‌عنوان پیش‌بینی یک مرحله رو به جلوی بردار حالت سیستم، در اختیار بودن $\hat{Z}(n+1|n)$ به‌عنوان پیش‌بینی یک مرحله رو به جلوی بردار مشـاهده رادار در لحظه n+1 و نیز امکان به‌روز رسانی K(n+1) به‌عنوان بهره فیلتر کالمن می‌باشد (شـکل ۱). در حالت سیسـتم خطی محاسـبه دو شـبه مشاهده[۱۵] $\hat{X}(n+1|n)$ و $\hat{Z}(n+1|n)$ بـه راحتـی از دینامیک هدف به شکل زیر قابل دسترسی و محاسبه هستند:

$$\hat{X}(n+1|n) = F(n)\hat{X}(n|n) \quad (۱۵)$$

$$\hat{Z}(n+1|n) = H(n+1)F(n)\hat{X}(n|n) \quad (۱۶)$$

چنانچه در شـکل (۱) مشخص است، تخمین یک مرحله رو به جلوی بردار حالت را می‌توان به نوعی امتداد مسـیر پیش‌بینی شده حرکت هدف در لحظه n، برای لحظه n+1 دانسـت. همچنین در فیلتر کالمن اسـتاندارد، اثبات می‌شـود که ماتریس بهره فیلترکالمن به شکل زیر است:

$$K(n+1)=P_{xz}(n|n)\,P_{zz}(n|n)^{-1} \quad (۱۷)$$

در ایـن رابطه $P_{xz}(n|n)$ را ماتریس کواریانس مشـترک بین تخمین بردار حالت و تخمین بردار مشـاهده و $P_{xz}(n|n)$ را به‌عنوان ماتریس کواریانـس تخمین بردار مشـاهده می‌شناسـیم. در حالت تخمین و پیش‌بینی در یک سیسـتم مشـاهده راداری بـا دینامیک خطی در مختصـات کارتزین ماننـد رابطه (۱) و یا معادله مشـاهده غیرخطی ماننـد رابطه (۱۳) همچنان تخمین‌های یـک مرحله رو به جلو برای $\hat{X}(n+1|n)$ بر اسـاس رابطـه (۱۵) و $\hat{Z}(n+1|n)$ به‌صورت زیر قابل دسترس می‌باشند[۱۶]:

$$\hat{Z}(n+1|n) = h[\hat{X}(n+1|n)] = h[F(n)\hat{X}(n|n)] \quad (۱۸)$$

در واقع اسـاس کار فیلترکالمن استاندارد در حالت خطی یا غیرخطی به این صورت می‌باشـد که با تخمین ضریب بهره K(n+1) مناسـب، بینش به مشـاهده $\hat{X}(n+1|n)$ یا تخمین قبلی[۱۶] از مسـیر حرکت هدف و باقیمانده مشـاهده $\delta_z(n+1|n) = Z(n+1) - \hat{Z}(n+1|n)$ ایجـاد توازن نموده به تخمین بعـدی[۱۷] یا نهایی برای $\hat{X}(n+1|n)$ دسـت یابد البته این برقـراری توازن بین این دو نـوع از اطلاعات از تخمین هدف بر اسـاس میزان کواریانس‌هـای این دو یعنی $P_{zz}(n|n)$ و $P_{xz}(n|n)$ در رابطـه بهره کالمن صـورت می‌پذیرد. فیلتر کالمن توسـعه‌یافته تلاش می‌کند مساله محاسـبه ضریب بهره کالمن را در مدل‌هـای غیرخطـی، با خطی‌سـازی روابط و تبدیـل آن‌ها به مدل استاندارد بیزین مرتفع سـازد. حال آنکه فیلتر کالمن بی‌بو مبتنی بر استفاده از مفهوم بردارهای سیگما، جهت محاسبه ماتریس کواریانس مشترک بین تخمین بردار حالت و تخمین بردار مشاهده و $P_{zz}(n|n)$، و ماتریس کواریانس تخمین بردار مشاهده نظیر $P_{zz}(n|n)$ است[۱۶].

۴- فیلتر کالمن توسعه‌یافته

چنانچه بیان شـد یکی از مشکلات استفاده از فیلتر کالمن استاندارد محدودیت کار در مواجهه با مسـایل غیرخطی است. از این‌رو در دهه هشتاد میلادی، روش فیلتر کالمن توسعه‌یافته به‌عنوان یک روش حل مسایل غیرخطی مورد توجه قرار گرفت[۷]. این روش با توجه به بسط

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

سری تیلور تابع غیرخطی h(0) حول نقطه کار و با صرف‌نظر نمودن از جملات درجه دوم و بالاتر در این بسط، به خطی‌سازی رابطه غیرخطی می‌پردازد بر این اساس می‌توان گفت، خطی‌سازی حول نقطه میانگین و کوواریانس فعلی تخمین حالات هدف، با استفاده از بسط تیلور صورت می‌پذیرد. خطی‌سازی تابع h(0) در رابطه (۱۳) در این روش منجر به معادله رویت‌گر به شکل زیر می‌شود:

$$Z_p(n) = H_j(n)X(n) + V_e(n) \qquad (۱۹)$$

این رابطه با استفاده از بسط تیلور رابطه غیر خطی (۱۳) و صرف نظر کردن از جملات درجه دوم و بالاتر به شکل زیر خواهد بود:

$$Z_p(n) = \begin{bmatrix} \frac{\hat{x}(n-1)}{\sqrt{\hat{x}(n-1)^2+\hat{y}(n-1)^2}} & \frac{\hat{y}(n-1)}{\sqrt{\hat{x}(n-1)^2+\hat{y}(n-1)^2}} \\ \frac{-\hat{y}(n-1)}{\hat{x}(n-1)^2+\hat{y}(n-1)^2} & \frac{\hat{x}(n-1)}{\hat{x}(n-1)^2+\hat{y}(n-1)^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(n) \\ v_x(n) \\ y(n) \\ v_y(n) \end{bmatrix} + V_p(n) \qquad (۲۰)$$

در روش EKF، $\hat{x}(n-1)$ و $\hat{y}(n-1)$ با توجه به مقادیر تخمین شده قبلی مولفه‌های بردار حالت موجود می‌باشددر واقع طبق رابطه (۲۰) ماتریس ژاکوبین که در جایگاه ماتریس مشاهده قرار دارد در هر مرحله بر اساس تخمین بردار بدست آمده حالت از مرحله قبل، تخمین شده می‌شود که این خود باعث افزایش خطای رهگیری می‌شود. محاسبه ماتریس ژاکوبین همراه با خطا بوده و در سناریوهایی که زاویه قرارگیری هدف نزدیک ۹۰ درجه است، ماتریس ژاکوبین صورت پذیرفته در رابطه (۲۰) تقریب خوبی از معادله غیرخطی تانژانت معکوس در رابطه (۹) نبوده و نیاز به در نظر گرفتن مشتقات مراتب بالاتر در بسط سری تیلور بوده امری که در رابطه ماتریس ژاکوبین دیده نمی‌شود.

۵- فیلتر کالمن بی‌بو

جولیر و اولمان [۱۰]-[۱۱]UKF را بر اساس یک روش ابتکاری که جانشین EKF در حل مسایل غیرخطی می‌شود، پیشنهاد دادند. در این نگرش جهت محاسبه ممان‌های $Z_p(n)$ در رابطه غیرخطی (۱۳) از روی ممان‌های $X_c(n)$ ، ابتدا تعداد 2L+1 بردار سیگما ($\chi_i(n)$ برای i=0,…,2L) برای بردار $X_c(n)$ در نظر گرفته می‌شود. بردارهای سیگما برای یک فرآیند تصادفی در روش UKF معرف خصوصیات آماری حول میانگین آن متغیر یا فرآیند تصادفی بوده که ممان‌های آماری نظیر میانگین و واریانس به شکل مجموع وزن یافته این بردارهای سیگما قابل محاسبه هستند. L بعد بردار حالات X(n) است. فرمول بندی فیلتر UKF به شکل زیر است:

$$\bar{X}(0) = E\{X(0)\}$$
$$P(0) = E\left\{\left(X(0)-\hat{X}(0)\right)\left(X(0)-\hat{X}(0)\right)^T\right\} \qquad (۲۱)$$

در رابطه فوق P(o) ماتریس کوواریانس خطای تخمین حالات سیستم در لحظه شروع می‌باشد. محاسبه ماتریس بردارهای سیگما برای هر n به شکل زیر انجام می‌شود:

$$\chi(n/n) = [\hat{X}(n/n) \quad \hat{X}(n/n) \pm \sqrt{(L+\lambda)P(n/n)}_i]$$
$$n = 0,1,\cdots \qquad (۲۲)$$

$$\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - L$$

در رابطه (۲۲)، $\chi(n/n)$ را می‌توان ماتریس بردارهای سیگما نامید همچنین $\sqrt{(L+\lambda)P(n/n)}$ را می‌توان به‌عنوان ماتریس انحراف معیار وزن یافته تخمین بردار حالت در نظر گرفت اندیس i اشاره به iامین بردار ستونی ماتریس $\chi(n/n)$ دارد. λ یک ضریب مقیاس[۱۸] و α میزان انحراف بردارهای سیگما از مقدار میانگین را مشخص می‌کند که معمولا $0.001 < \alpha < 1$ انتخاب می‌گردد. κ دومین ضریب مقیاس بوده که معمولا $3-L$ انتخاب می‌شود.

$$\chi_i(n+1/n) = F(n)\chi_i(n/n) \qquad (۲۳)$$
$$z_i(n+1/n) = h(\chi_i(n+1/n)), i = 0,1,\cdots,2L$$

در فرمول فوق بردار $\chi_i(n/n)$ ، iامین بردار ستونی ماتریس $\chi(n/n)$ است.

$$\hat{X}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m \chi_i(n/n) \qquad (۲۴)$$
$$\bar{P}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)}\left[\chi_i(n+1|n)-\hat{X}(n)\right]\left[\chi_i(n+1|n)-\hat{X}(n)\right]^T + GQG^T$$
$$\hat{Z}_p(n+1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m z_i(n+1|n)$$

و در نهایت برای دستیابی به یک تخمین مناسب از حالت سیستم داریم

$$\hat{X}(n+1/n+1) = \hat{X}(n+1/n) + \kappa(n+1)[Z_p(n+1) - \hat{Z}_p(n+1)] \qquad (۲۵)$$

چنانچه از (۲۳) مشخص است تعداد بردارهای z_i ، $2L+1$ بردار بوده که برای محاسبه یک تخمین مناسب از $\hat{Z}_p$ می توان فرمول زیر را بکار برد.

$$P_{XZ}(n+1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)}\left[\chi_i(n+1|n)-\hat{X}(n+1)\right]\left[z_i(n+1|n)-\hat{Z}_p(n+1)\right]^T \qquad (۲۶)$$
$$\kappa(n+1) = P_{XZ}(n+1)P_{ZZ}^{-1}(n+1)$$
$$P(n+1/n+1) = \bar{P}(n+1/n) - \kappa(n+1)P_{ZZ}(n+1)\kappa(n+1)^T$$

$$W_0^m = \lambda(L+\lambda) \qquad (۲۷)$$
$$W_0^C = \lambda(L+\lambda) + (1-\alpha^2+\beta)$$
$$W_i^m = W_i^c = 0.5(L+\lambda) \quad i = 1,\ldots\ldots,2L$$
$$i = 0,\ldots,2L$$

W_i^m, W_i^c وزن‌های ثابت و محاسبه شده بر حسب پارامترهای $\lambda, L, \alpha, \beta$ می‌باشد. به این ترتیب UKF قادر به تخمین حالات سیستم X(n) بوده و از روی آن طبق روابط تبدیل مختصاتی (۸) و (۹) می‌توان کلیه پارامترهای هدف از جمله فاصله هدف و سمت آن را محاسبه نمود. چنانچه اشاره شد یکی از معایب این روش پیچیدگی

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

محاسبات می‌باشد که بر اساس فرمول‌های (۱۹) تا (۲۲) مشخص است.

۶- فیلتر کالمن تصحیح شده بر اساس روش پیشنهادی

با توجه به مشکلات مشاهده شده در دو روش EKF و UKF که در بخش‌های قبل تشریح شد روش پیشنهادی جدید برای استفاده از فیلترکالمن استاندارد بر اساس تبدیل خطای برد و سمت هدف و تبدیل آن به مختصات کارتزین بنا شده است که حجم محاسبات و خطاهای ممکنه را به کمینه می‌رساند. روش پیشنهادی از این نظر که به جبران‌سازی حالات سیستم در وضعیت مانور هدف نسبت به حالات سیستم در وضعیت بدون مانور با تغییر سطح ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری می‌پردازد، به دسته روش‌های مبتنی بر تنظیم سطح نویز[۱۹]، یا نویزمعادل[۲۰] تعلق دارد[۱۶]-[۱۷]. روش نویز معادل تلاش می‌کند تاثیر مانور هدف را با بکارگیری یک نویز معادل نامشخص و غیر ایستا به‌جای نویز سفید و ایستای دینامیک سیستم بکارگیری نماید. البته روش‌های مبتنی بر این نگرش که شامل بسیاری از روش‌های فیلتر کالمن تطبیقی[۲۱][۱۸] و متدهای مرسوم بازنشانی ماتریس کواریانس[۲۲] خطا نیز می‌شوند با وجود سادگی بکارگیری در حل مساله، در حالتی‌که هدف دارای مانورهای پیچیده و از مشتقات بالاتر است[۱۹]، نویز مورد نظر کاملا غیر ایستا شده، و فیلتر واگرا می‌شود. این موضوع به‌خصوص در متدهای بازنشانی ماتریس کواریانس خطا به علت مشخص نبودن سطح بازنشانی نویز اندازه‌گیری در مانورهای ناگهانی و سریع هدف مشهودتر است. بر این اساس روش پیشنهادی به یک رابطه بسته و مشخص برای نویز معادل اندازه‌گیری با استفاده از تبدیل بدست آمده می‌رسد که بسیاری از مشکلات روش‌های مرسوم را در بر ندارد.

در روش پیشنهادی باید بردار مشاهدات در مختصات کارتزین و نیز ماتریس کواریانس خطا معادل مربوطه را در این مختصات داشته باشیم. بردار مشاهدات در مختصات کارتزین به راحتی از روی بردار معادل مشاهدات در مختصات قطبی در هر نمونه زمانی مانند n بر اساس تبدیل (۱۰) و (۱۱) بدست می‌آید که به شکل زیر است:

$$Z_x(n) = Z_R(n)\cos(Z_\theta(n)) \qquad (۲۸)$$
$$Z_y(n) = Z_R(n)\sin(Z_\theta(n))$$

با جایگذاری از (۸) در رابطه (۲۸) داریم:

$$Z_x(n) = (R(n)+V_R(n))\cos(\theta(n)+V_\theta(n)) = R(n)\cos(\theta(n)+V_\theta(n)) + V_R(n)\cos(\theta(n)+V_\theta(n))$$
$$Z_y(n) = (R(n)+V_\theta(n))\sin(\theta(n)+V_\theta(n)) = R(n)\sin(\theta(n)+V_\theta(n)) + V_R(n)\sin(\theta(n)+V_\theta(n)) \qquad (۲۹)$$

با بسط (۲۹) بر اساس روابط مثلثاتی می‌توان به روابط زیر دست یافت:

$$\begin{aligned} Z_x(n) &= R(n)\cos(\theta(n))\cos(V_\theta(n)) \\ &-R(n)\sin(\theta(n))\sin(V_\theta(n)) \\ &+V_R(n)\cos(\theta(n))\cos(V_\theta(n)) \\ &-V_R(n))\sin(\theta(n))\sin(V_\theta(n)) \\ Z_y(n) &= R(n)\sin(\theta(n))\cos(V_\theta(n)) \\ &+R(n)\cos(\theta(n))\sin(V_\theta(n)) \\ &+V_R(n)\sin(\theta(n))\cos(V_\theta(n)) \\ &+V_R(n)\cos(\theta(n))\sin(V_\theta(n)) \end{aligned} \qquad (۳۰)$$

برای یک رادار نوعی معمولا مقادیر بر حسب رادیان، مقادیر کوچکی بوده از این‌رو از تقریب‌های زیر می‌توان بهره برد:

$$\begin{aligned} &\cos(V_\theta(n)) \approx 1 \\ &\sin(V_\theta(n)) \approx V_\theta(n) \\ &V_\theta(n)V_R(n) \approx 0 \end{aligned} \qquad (۳۱)$$

با توجه به تقریب‌های رابطه (۳۱) رابطه (۳۰) می‌تواند بازنویسی شود.

$$\begin{aligned} Z_x(n) &= R(n)\cos(\theta(n)) \\ &-R(n)V_\theta(n)\sin(\theta(n)) + V_R(n)\cos(\theta(n)) \\ Z_y(n) &= R(n)\sin(\theta(n)) \\ &+R(n)V_\theta(n)\cos(\theta(n)) + V_R(n)\sin(\theta(n)) \end{aligned} \qquad (۳۲)$$

مطابق (۱۰)، (۱۱) و (۳۲) رابطه (۲) می‌تواند به شکل زیر بازنویسی شود.

$$\begin{aligned} Z_c(n) &= H(n)X_c(n) + M(n)V_P(n) \\ &= H(n)X_c(n) + \tilde{V}_x(n) \end{aligned} \qquad (۳۳)$$

$$M(n) = \begin{bmatrix} \cos(\theta(n) & -R(n)\sin(\theta(n) \\ \sin(\theta(n) & R(n)\cos(\theta(n) \end{bmatrix} \qquad (۳۴)$$

رابطه (۳۳) معادله خطی مشاهدات را نشان می‌دهد. چنانچه قبلا یادآوری کردیم که در پیاده‌سازی فیلترکالمن، ماتریس کواریانس خطا در مختصات کارتزین مورد نیاز می‌باشد. با توجه به اینکه ماتریس $M(n)$ در هر نمونه برداری زمانی n، ثابت و معلوم است. از این‌رو ماتریس جدید نوآوری شده زیر را می‌توان بدست آورد.

$$\begin{aligned} \tilde{R}_c(n) &= E\left\{\tilde{V}_x(n)\tilde{V}_x^T(n)\right\} \\ &= E\{M(n)V_p(n)V_p{}^T(n)M^T(n)\} \\ &= M(n)E\left\{V_p(n)V_p^T(n)\right\}R_P(n)M^T(n) \\ &= M(n)R_P(n)M^T(n) \end{aligned} \qquad (۳۵)$$

$$E\left\{\begin{bmatrix} \cos(\theta(n) & -R(n)\sin(\theta(n) \\ \sin(\theta(n) & R(n)\cos(\theta(n) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix}\right\} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

نکته قابل توجه در رابطه (۳۵) آن است که $R_P(n)$ می‌تواند دارای درایه‌های ثابت باشد حال آنکه $\tilde{R}_C(n)$ وابسته به n است. اگر دو متغیر تصادفی $V_\theta(n)$ و $V_R(n)$ دارای توزیع گوسی با میانگین صفر و مستقل از یکدیگر باشند، $V_x(n)$ و $V_y(n)$ نیز دارای توزیع گوسی با میانگین صفر خواهند بود[۲۰].

۷- نتایج شبیه‌سازی

الگوریتم ردیابی هدف بامانوردر یک فضای دوبعدی مانند حرکات کشتی و یا یک بالگرد با ارتفاع ثابت شبیه‌سازی شده است.مقادیر مختلف درشبیه‌سازی برای پارامترهای تبدیل بدست آمده در روش پیشنهادی بکارگرفته شده است. نتایج شبیه‌سازی برتری روش پیشنهادی بر روشEKF و قابل مقایسه بودن این روش با روش UKF در عین رفع پیچیدگی‌های حاکم بر آن را نشان می‌دهد.

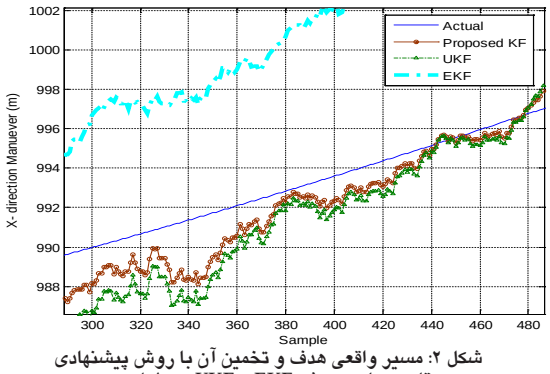
درمثال نخست هدف با شتاب در راستای محورهای x و y به ترتیب با مقادیر $a_x(t) = 0.02\ m/s^2$ و $a_y(t) = 0.03\ m/s^2$ درنظرگرفته می‌شود. نمونه‌برداری با نرخ زمانی $T = 0.015\,(sec)$ در نظر گرفته

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

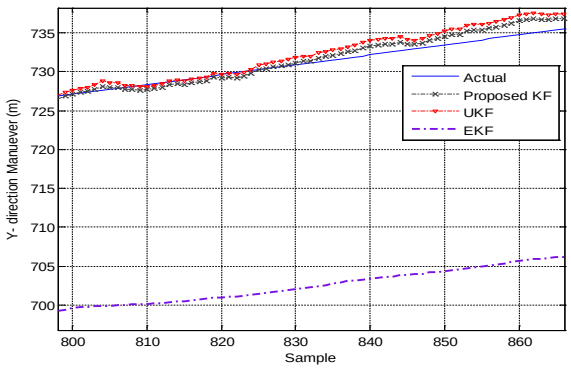
می‌شود. ماتریس کواریانس خطای سیستم و اندازه‌گیری به‌ترتیب به شکل زیر انتخاب شده‌اند.

$$Q = \begin{bmatrix} ۰.۳ & ۰ \\ ۰ & ۰.۳ \end{bmatrix},\ R = \begin{bmatrix} ۱۰۰\ (m^۲) & ۰ \\ ۰ & ۰.۰۰۰۵\ (rad^۲) \end{bmatrix}$$

شکل‌های (۲) و (۳) مسیر واقعی و تخمین‌های آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF در طول دو محور x و y را نشان می‌دهد. نمودارهای مورد نظر برای زمان‌هایی از مسیر حرکت بزرگنمایی شده است.

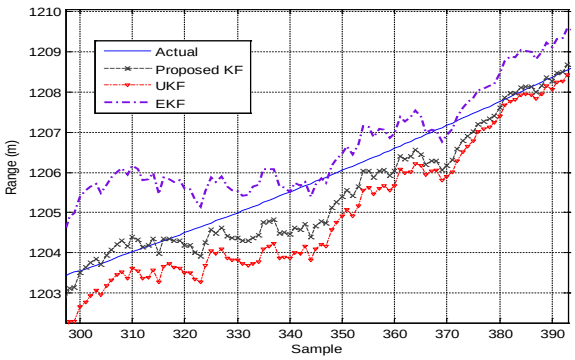


شکل ۲: مسیر واقعی هدف و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF در طول محور x

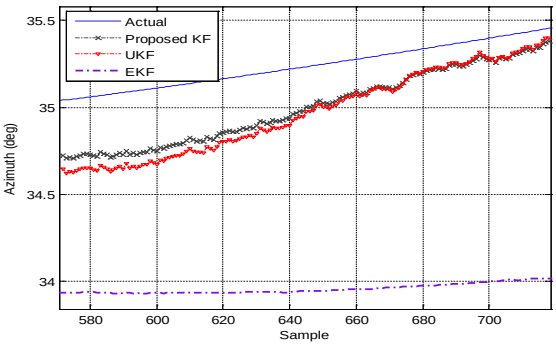


شکل ۳: مسیر واقعی هدف و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF در طول محور y

شکل‌های (۴) و (۵)با در اختیار داشتن مقادیر x و y در هر لحظه از فرمول‌های (۱۰) و (۱۱) قابل محاسبه است. چنانچه مشاهده می‌گردد روش پیشنهادی دارای تخمین‌های بهتری نسبت به روش‌های EKF و UKF در مختصات قطبی نیز می‌باشد.



شکل ۴: فاصله واقعی هدف (R(0)) و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF

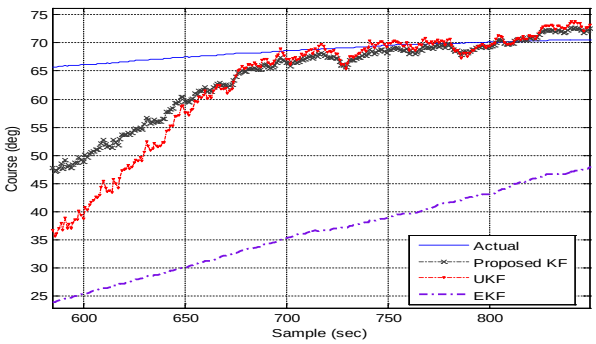


شکل۵: سمت واقعی هدف (θ (0)) و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF

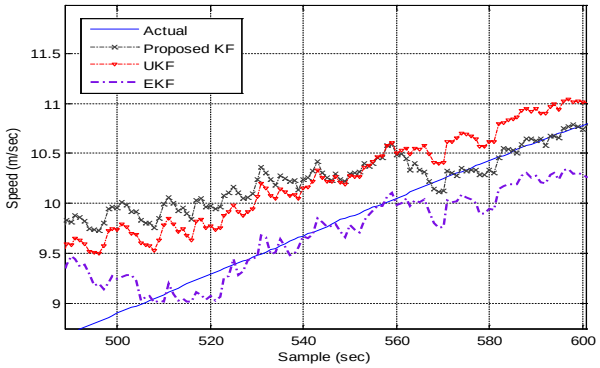
دو پارامتر اساسی در تخمین هدف، پارامترهای کورس[۲۳] و سرعت[۲۴] است که بسیاری از روش‌های تخمین و ردیابی هدف در سنجش این دو پارامتر دارای ضعف می‌باشند این دو پارامتر از روابط زیرمحاسبه می‌شوند:

$$\varphi(n) = \tan^{-1}(v_x(n)/v_y(n)) \qquad (۳۶)$$
$$S(n) = \sqrt{v_x^2(n) + v_y^2(n)}$$

$\varphi(.)$ کورس هدف و $S(.)$ سرعت هدف می باشد. نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های (۶) و (۷) آمده است.



شکل ۶: کورس واقعی هدف ($\varphi(.)$) و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF



شکل ۷: سرعت واقعی هدف (S(0)) و تخمین آن با روش پیشنهادی در مقایسه با دو روش EKF و UKF

در پایان برای دستیابی به نتایج قابل استناد در تمامی سناریوها از روش مونت‌کارلو و با تکرار برنامه در بازه متنوعی از سناریوها استفاده

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]

شـــده است. تعداد سناریوهای در نظر گرفته شده ۱۲۰۰ سناریو بوده که این ســـناریوها در رنج، سمت، سرعت و کورس‌های مختلف هدف اجرا شـــده است. بر این اســـاس نتایج حاصله در جدول (۱) ذکر شده است.

جدول ۱: مقایسه نتایج شبیه‌سازی در ۱۲۰۰ مختلف سناریوهای متفاوت هدف اجرا برنامه

خطای تخمین و رهگیری هدف (STD)			
فیلتر کالمن EKF	فیلتر کالمن UKF	فیلترکالمن پیشنهادی	پارامتر تخمینی
9.4537	2.2149	1.6536	$x(0)$
12.5538	3.8505	4.3150	$y(0)$
1.9901	2.5347	2.3022	$R(0)$
0.6996	2.5347	2.3022	$\theta(0)$
37.3001	40.5995	29.3359	$\varphi(0)$
4.5048	2.5600	2.8223	$S(0)$

۸- نتیجه‌گیری

دراین مقاله یک روش جدید مبتنی بر تبدیل پارامترهای اندازه‌گیری شـــده هدف از مختصات قطبی به کارتزین درمســـاله ردیابی اهداف با مانور معرفی گردیده است.با بکارگیری تکنیک ارایه شده فیلترکالمن اســـتاندارد براحتی می تواند در حل مســـاله غیرخطـــی ردیابی هدف در مختصات قطبی پیاده‌ســـازی شـــود. برتری و ســـادگی پیاده‌سازی روش جدیـــد در مقایســـه با روش‌هـــای EKF و UKF در بخش نتایج شبیه‌سازی ارایه شده است.

۹- مراجع

[1] M. Dahmani, A. Meche, M. Keche, and K. Abed-Meraim. An improved fuzzy alpha-beta filter for tracking a highly maneuvering target. Aerospace Science and Technology, 58:298–305, September 2016.

[2] A. Meche, M. Dahmani, M. Keche, and A. Ouamri. Pseudo steady state filters for target tracking with polar measurements. Aerospace Science & Technology,43:14–15, April 2015.

[3] S.Jia,Y. Zhang,G. Wang., “Highly maneuvering target tracking using multi-parameter fusion singer model,” Journal of Syst. Engineering and Electronics, vol., 28, 5, pp. 841-850, 2017.

[4] H. Khaloozadeh, A. Karsaz,“Modified input estimation technique for tracking manoeuvring targets,”IET Radar Sonar Navig., 2009, vol. 3, No. 1, pp. 30–41.

[5] R. E. Kalman, “A new approach to linear filtering and prediction problem,” Trans. of the ASME, Journal of Basic Engineering, 1960.

[6] A. J. Haug,K. R. Ford“An end-point-constrained extended Kalman filter for tracking maneuvering near-radially inbound targets,” 2016 19th International Conference on Information Fusion (FUSION), pp. 312-318, 2016.

[7] J. Korn, S. W. Gully and A. S. Willsky, “Application of the generalized likelihood ratio algorithm to maneuver detection and estimation,” In Proc. 1982 American Control Conference, pp. 792-798.

[8] X. Lin, T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom and S. Maskell, “Comparison of EKF, pseudomeasurement and particle filters for a bearing-only target tracking problem,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., 2002.

[9] P. R. Mahapatra and K. Mehrotra, “Mixed coordinate tracking of generalized maneuvering targets using acceleration and jerk models,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., AES-36(3):992–1001, 2000.

[10] S. J. Julier and K. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” In Proc. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting,vol. 92, no. 3, pp. 401 –422, March 2001.

[11] S . J. Julier and J. K. Uhlmann, “A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems,” In Proc. of 11th Int. Symp. On Aerospace/ Defence Sensing, Simulation and Controls., 1997.

[12] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” In Proc. IEEE, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, Mar. 2004.

[13] F. C. Schweppe, Uncertain Dynamic Systems, Prentice-Hall. 1973.

[14] R. V. D. Merwe, “Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models,” Electrical and computer engineering, Ph.D. dissertation, Oregon Health Sciences Univ., Portland, OR, 2004.

[15] R. V. D. Merwe, J. F. G. de Freitas, A. Doucet and E. A. Wan, “The unscented particle filter,” Technical report, Dept. of Engineering, University of Cambridge, 2000.

[16] E. A. Wan and R. V. D. Merwe, “The unscented Kalman filter for nonlinear estimation,” In Proc. OfIEEE Symposium 2000 (AS-SPCC), Oct. 2000.

[17] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, “A recursive multiple model approach to noise identification,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., AES-30(3):671–684, July 1994.

[18] M. E. Hough, “Improved performance of recursive tracking filters using batch initialization and process noise adaptation,” AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 22(5):675–681, 1999.

[19] P. O. Gutman and M. Vegler, “Tracking targets using adaptive Kalman filtering,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., AES-26:691–699, Sept. 1990.

[۲۰] حمیـــد خالوزاده، علی کارســـاز، «تخمین پارامترهای اهـــداف راداری با مانور بالا» مجله مهندسین برق و الکترونیک ایران، ۱۳۸۶.

[21] A. Karsaz, H. Khaloozadeh, “An optimal two-stage algorithm for highly maneuvering targets tracking,” Signal Processing., 2009, vol. 89, pp. 532-547.

[22] Z. Beheshtipour; H. Khaloozadeh, An innovative fuzzy covariance presetting for high maneuvering target tracking problems,” 2009 Chinese Control and Decision Conference, pp. 5623-5628, 2009.

[23] M. H. Bahari, F. N. Moharrami, A. Karsaz, “Tracking a High Maneuver Target Based on Intelligent Matrix Covariance Resetting”, International IEEE Conf. ISPA 2007, To be published.

[24] M. Schimmack; B. Haus, P. Mercorelli “An Extended Kalman Filter as an Observer in a Control Structure for Health Monitoring of a Metal-Polymer Hybrid Soft Actuator,” IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, issue, 99. pp. 1-1, 2018.

[25]S. Yang and H. Li, “Application of EKF and UKF in Target Tracking Problem”, 2016 8th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), 2016.

پی‌نوشت‌ها

1- Maneuvering target tracking
2 - Extended Kalman filter
3 - Unscented Kalman filter
4- Jacobian matrix
5- Real time
6- Sigma vector
7- Bayesian model
8- Stochastic process
9- Moments
10- Completely Unknown
11- Fisher model
12- sensor coordinates
13- IEEE
14- Preset
15- Pseudo observation
16- Priori estimation
17 - Posteriori estimation
18--Scaling factor
19- Noise level adjustment
20 - Equivalent noise
21 - Adaptive Kalman filter
22- Matrix covariance presetting
23-Course
24 - Speed

***

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-01-30]