

ردیابی اهداف مانور بالا مبتنی بر روش حالت افزوده با استفاده از فیلتر کالمن خنثی تطبیقی

علی کارساز^{۱*}، سید وحید مولایی کبودان^۲

۱- استادیار، ۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، موسسه آموزش عالی خراسان

(دریافت: ۹۷/۰۵/۰۸، پذیرش: ۹۷/۰۷/۲۱)

چکیده

بسیاری از روش‌های ردیابی اهداف راداری مانور بالا مانند روش حالت افزوده بر اساس شبیه‌سازی معادلات حرکت هدف و رادار در مختصات کارتزین صورت می‌پذیرند. در محیط عملیاتی همراه با اختلال‌های نویزی، ردیابی اهداف راداری به خصوص در مانورهای بالا که هدف در حال دور شدن از محل استقرار رادار است، خطای اندازه‌گیری رادار روی محورهای کارتزین دائماً رو به افزایش بوده در صورتی‌که در بسیاری از مقالات، خطای مشاهدات با کواریانس ثابتی روی محورهای مختصات کارتزین لحاظ می‌گردد. از طرفی بردار واقعی مشاهدات رادار شامل فاصله و زاویه سمت هدف در مختصات قطبی بوده و مدل‌سازی این مشاهدات در این مختصات باعث غیرخطی شدن روابط می‌شود و نیاز به روش‌های تخمین غیرخطی مانند فیلتر کالمن خنثی یا توسعه‌یافته را ایجاد می‌نماید. روش پیشنهادی در این مقاله با به‌کارگیری ایده حالت افزوده در مختصات قطبی به رهگیری اهداف راداری مانور بالا بر اساس فیلتر کالمن خنثی می‌پردازد روش پیشنهادی با به‌کارگیری الگوریتم تطبیق ماتریس کواریانس تخمین در هر مرحله، معضل همگرایی دیر هنگام فیلتر را برطرف نموده و از واگرایی آن جلوگیری می‌نماید. نتایج شبیه‌سازی در سناریوهای مانور متوسط و بالا بر اساس روش پیشنهادی نسبت به دو روش فیلتر کالمن خنثی و توسعه‌یافته، بهبود بیش از ۹۰ درصدی را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: تخمین ورودی نامعلوم، ردیابی اهداف راداری مانور بالا، فیلتر کالمن خنثی تطبیقی AUKF، روش حالت افزوده

۱ - مقدمه

شبیه‌سازی حرکات هدف در دستگاه مختصات کارتزین، با تعریف بردار حالت شامل جابجایی‌های هدف و سرعت‌های متناظر، معادله مشاهده رادار نسبت به این بردار حالت غیرخطی خواهد بود. مسئله مهم در شبیه‌سازی حرکات هدف پس از انتخاب مناسب دستگاه مختصات توصیف‌کننده جابجایی هدف، موضوع مانور هدف بوده که بر این اساس می‌توان دو دسته عمده مدل‌سازی‌های بدون مانور و با مانور را در مجموعه مقالات، مشاهده نمود. تعاریف متعددی در مقالات از موضوع مانوردار بودن حرکت یک متحرک، بیان شده است در ادبیات نظامی، در اغلب موارد یک حرکت با سرعت ثابت در یک راستای مشخص را یک حرکت بدون مانور دانسته و هر گونه تغییر در اندازه و جهت بردار سرعت که منجر به بروز شتاب خطی یا زاویه‌ای گردد را یک حرکت دارای مانور قلمداد می‌نمایند.

ساده‌ترین مدل‌های ارائه شده برای توصیف شتاب یک هدف دارای مانور، مدل شتاب نویز سفید^۱ است، که شتاب را یک فرآیند تصادفی سفید^۲ مستقل در نظر می‌گیرد [۱]. مدل ساده بعدی،

سامانه‌های سایبری و پدافندی یکی از ابزارهای بازدارنده در حوزه دفاعی هر کشوری محسوب می‌شوند. در این میان سامانه‌های ردیابی، تخمین و پیش‌بینی به خصوص در مواجهه با اهداف راداری دارای مانور بالا، سهم به‌سزایی دارند.

در صورتی که مدل‌سازی حرکات هدف به شکل صحیحی صورت نپذیرد، ردیابی صحیح هدف توسط رادار از دست می‌رود. بر این اساس الگوریتم‌های مختلفی برای توصیف حرکات اهداف راداری معرفی شده‌اند [۳-۱]. که اغلب آنها در دو مختصات کارتزین و قطبی یا تلفیقی از این دو صورت می‌پذیرد. شبیه‌سازی اهداف راداری با مسیرهای حرکتی خطی و یا با شتاب‌های ثابت در راستای محورهای مختصاتی، در دستگاه مختصات کارتزین و شبیه‌سازی حرکات اهداف راداری دارای مانورهای دایره‌ای شکل در دستگاه مختصات قطبی به شکل راحت‌تری صورت می‌پذیرد. نکته قابل توجه این است که در هر صورت مشاهدات واقعی رادار شامل فاصله قرارگیری هدف یا برد و زاویه سمت قرارگیری هدف، در دستگاه مختصات قطبی بیان می‌شوند. لذا در صورت

1 - White-noise acceleration

2 - White stochastic random process

متداول ترین آنها فیلتر کالمن توسعه یافته^{۱۴} (*EKF*) و در دو دهه اخیر فیلتر کالمن خنثی، بی‌ریشه یا بی‌اثر^{۱۵} (*UKF*) پیشنهاد شده و کاربردهای فراوانی یافته‌اند. *EKF* با تقریب خطی توابع غیرخطی، به‌طور گسترده‌ای برای تخمین در سامانه‌های غیرخطی به‌کار رفته است [۲۰-۲۲]. الگوریتم *EKF* که بر پایه خطی‌سازی مرتبه اول بنا شده است [۲۳]، در مواجهه با مسائل *MTT* و بویژه موضوع ردیابی اهداف راداری مانور بالا^{۱۶} (*HMTT*) دارای محدودیت‌های کاربردی می‌باشد. این محدودیت کاربردی در الگوریتم *EKF* به مرحله خطی‌سازی و محاسبه ماتریس ژاکوبین مربوط شده که ماتریسی شامل مشتقات جزئی توابع غیرخطی نسبت به بردار حالت است. در ردیابی اهداف با مانور بالا در برخی از سناریوها به علت تغییرات ناگهانی در شتاب هدف و نیز قرارگیری مسیر حرکت هدف در زوایای نزدیک به ۹۰ درجه، محاسبه ماتریس ژاکوبین^{۱۷} با مشکلات و اگرایی روبرو است [۲۲]. علاوه بر این حجم بالای محاسباتی در این الگوریتم با توجه به نیاز بلادرنگ در ردیابی هدف و اهمیت فوق‌العاده زمان در محاسبات، یکی از معضلات این روش می‌باشد [۲۳].

فیلتر کالمن خنثی یا بی‌ریشه با در نظر گرفتن یک مجموعه کمینه از بردارهای موسوم به بردارهای سیگما^{۱۸}، که توسط آقایان جولیر و اولمان [۲۴-۲۵] معرفی گردید، جایگزین خوبی برای *EKF* و یک روش موثر در حل معادلات غیرخطی محسوب می‌گردد. *UKF* حالات و کواریانس خطای تخمین سامانه غیرخطی را با دقت بیشتری نسبت به *EKF* به‌دست می‌آورد [۲۶-۲۹]. موضوع حایز اهمیت در مقوله ردیابی اهداف مانور بالا، به مسئله تخمین مولفه‌های شتاب هدف به‌عنوان یک ورودی ناشناخته^{۱۹} باز می‌گردد [۳۰]. دو دسته روش عمده تخمین ورودی ناشناخته یا شتاب هدف در مقالات معرفی شده‌اند روش نخست به تخمین بردار شتاب با استفاده از یک فیلتر کالمن جداگانه و به موازات فیلتر کالمن اصلی و اصلاح بردار حالت سیستم در زمان‌های تشخیص مانور هدف می‌پردازد [۳۱] و روش دوم با افزودن بردار شتاب به بردار حالت سیستم و ایجاد یک بردار حالت افزوده، یک فیلتر کالمن استاندارد را برای تخمین هم‌زمان بردار حالت و بردار شتاب به‌کار می‌برد، سادگی به‌کارگیری در این روش از جمله مزایای آن محسوب می‌گردد [۴ و ۳۲].

تغییرات ناگهانی در وضعیت مانور هدف، عدم دقت مدل به‌کار رفته در رهگیری و عدم مدل‌سازی صحیح نویز فرآیند از جمله

شتاب هدف را یک مقدار نامعین ولی محدود^۱ (*UBB*) و بدون عدم قطعیت فرض می‌نماید [۲]. مدل شتاب سینگر^۲ که اولین بار توسط سینگر در سال ۱۹۷۰ مطرح گردید، شتاب را یک فرآیند مارکوف درجه یک با میانگین صفر^۳ که یک فرآیند تصادفی با همبستگی زمانی است، در نظر می‌گیرد [۳] و در مقالات متعددی تا زمان حال مورد استفاده نویسندگان بوده است [۴]. ارائه این مدل از شتاب هدف، زمینه معرفی بسیاری از توصیف‌های دیگر شتاب مانند مدل شتاب با میانگین تطبیقی^۴ [۵] و مدل شتاب نرمال با توزیع نامتقارن^۵ [۶] را فراهم آورد. این روش‌های مدل‌سازی شتاب هدف، در شتاب‌ها و مانورهای پائین مانند حرکت کشتی‌های سنگین دارای عملکرد مناسب بوده ولیکن در شبیه‌سازی اهداف راداری با مانور بالا به خصوص برای اهداف با مانورهای چرخشی مانند حرکات چرخشی بال‌گردها، دارای عملکرد ضعیفی هستند. مدل‌های سرعت ثابت^۶ و شتاب ثابت^۷ [۷] دو روش توصیف ساده از حرکات هدف بوده روش مدل‌سازی شتاب با نرخ چرخش ثابت^۸ (*CTR*)، به خوبی در مورد اهداف با مانور با نرخ چرخش ثابت قابل به‌کارگیری هستند [۸-۹]. بر این اساس مدل‌های مبتنی بر روش تغییر نرخ سرعت ثابت و نرخ چرخش ثابت^۹ (*CSCRCTR*) در سال‌های اخیر مورد توجه بوده اند [۱۰]. نگرش مبتنی بر مدل تصادفی جاری^{۱۰} (*CSM*) [۱۱]، مدل جرک^{۱۱} [۱۲] و مدل برهم‌کنش چندگانه^{۱۲} (*IMM*) [۱۳]، روش‌های مختلف مدل‌سازی حرکات هدف محسوب می‌شوند. روش‌های مبتنی بر *IMM* دارای کاربردهای وسیعی بوده که شتاب‌های متفاوتی را برای زمان‌های مختلف حرکت هدف ترسیم نموده که دارای عملکرد قابل قبولی بوده است. جزئیات بسیار مفیدی از روش‌های متعدد مدل‌سازی حرکات و شتاب هدف، در دو تحقیق مفصل توسط آقایان لی و جیلکو در مراجع [۷ و ۱۴] آمده است.

برای ردیابی صحیح اهداف راداری با مانور^{۱۳} (*MTT*) روش‌های زیادی در مقالات مختلف ارائه شده است [۱۵-۱۸]. در توسعه فیلتر کالمن خطی [۱۹] برای تخمین سامانه‌های غیرخطی در طول چند دهه گذشته، روش‌های متعددی معرفی گردیده‌اند که

- 1- Unknown but bounded
- 2- Singer acceleration model
- 3- Zero-mean first-order Markov process
- 4- Mean adaptive acceleration model
- 5- Asymmetrically distributed normal acceleration model
- 6- Constant velocity
- 7- Constant Acceleration
- 8- Constant turn rate
- 9- Constant speed changing rate and constant turn rate
- 10- Current statistical model
- 11- Jerk model
- 12- Interacting multiple model
- 13- Maneuvering target tracking

14- Extended Kalman filter

15- Unscented Kalman filter

16- High Maneuvering target tracking

17- Jacobian matrix

18- Sigma vectors

19- Unknown input estimation

به کارگیری فیلتر کالمن خنثی، اساس روش ارائه شده در این مقاله است.

در سال‌های اخیر و پس از معرفی UKF در دهه ۹۰ میلادی، مقالات زیادی در زمینه فیلتر کالمن خنثی تطبیقی ($AUKF$) ارائه شده است [۴۳-۴۷]. تفاوت اصلی این روش‌های تطبیقی با روش پیشنهادی در این مقاله از دو جهت قابل توجه است اولاً روش تطبیقی ارائه شده در این دسته از مقالات بر روی تطبیق ماتریس نویز مشاهدات و یا ماتریس نویز فرآیند متمرکز است [۳۸-۴۵] حال آن‌که روش پیشنهادی این مقاله بر اساس بازنشانی و تطبیق ماتریس کواریانس تخمین در هر مرحله با توجه به ممان‌های آماری باقیمانده مشاهدات استوار بوده از این جهت روش پیشنهادی به دسته روش‌های بازنشانی ماتریس کواریانس تخمین البته به شکل خودکار تعلق دارد. از اطلاعات ماتریس کواریانس خطا و تلفیق آن با سایر اطلاعات موجود در فیلتر می‌توان به بهبود روش‌های ردیابی کمک نمود [۴۳]. دومین تفاوت روش پیشنهادی با روش‌های $AUKF$ این است که عمده روش‌های $AUKF$ ارائه شده در زمینه‌های ردیابی زاویه سمت به تنهایی [۳۸] و یا تخمین اهداف بالستیک ورودی به جو زمین [۴۴] بوده هیچ کدام در مقوله ردیابی اهداف راداری مانور بالا مبتنی بر حالت افزوده در مختصات حسگر نبوده‌اند. بهبود عملکرد فیلتر کالمن UKF استاندارد با استفاده از روش تطبیقی و نیز به کمک ابزارهایی مانند تبدیل موجک با موفقیت بر روی اهدافی مانند گلوله توپ و موشک‌های سرعت بالا و با فرض مدل غیرخطی شامل شتاب متغیر با زمان و نویز اندازه‌گیری ناشناخته به اثبات رسیده است [۴۷]. در روش ارائه شده مقاله [۴۷] به تخمین واریانس نویز اندازه‌گیری و تطبیق آن جهت همگرایی بهتر متغیرهای حالت پرداخته که با رویکرد پیشنهادی این مقاله متفاوت است.

ساختار مقاله به این نحوه است که، توضیح مختصری از مسئله MIT به همراه اصول کارکرد فیلتر کالمن اعم از خطی و غیرخطی در بخش دوم بیان می‌گردد. در بخش سوم، فیلتر کالمن توسعه یافته با فرض شتاب حالت افزوده ($AUG-EKF$) جهت ردیابی اهداف راداری با مانور ارائه خواهد شد. روش فیلتر کالمن خنثی با فرض شتاب حالت افزوده ($AUG-UKF$) در بخش چهارم بیان می‌شود در ادامه این بخش، روش اصلی این مقاله یعنی روش فیلتر کالمن خنثی حالت افزوده تطبیقی ($Adaptive AUG-UKF$) معرفی می‌گردد. عملکرد مناسب فیلتر پیشنهادی به‌ویژه برای اهداف با دینامیک نویزی و مانور بالا در بخش نتایج شبیه‌سازی یعنی بخش پنجم نمایش داده شده است و با نتایج به‌دست آمده با سایر روش‌ها مقایسه می‌گردد.

عواملی هستند که به دشواری ردیابی صحیح هدف می‌افزایند. جهت رفع این معضلات روش‌های متعددی از جمله روش‌های مبتنی بر ایده ردیابی قبل از آشکارسازی پیشنهاد شده‌اند [۳۳-۳۵]. مقالات متعددی در حوزه تبدیل مختصات شبیه‌سازی حرکات هدف و تغییر این مختصات از کارترین به دستگاه مختصات قطبی یا دستگاه مختصات حسگر، در زمان شروع مانور هدف، ارائه شده اند [۳۶-۳۷].

اگرچه تخمین‌گرهای مبتنی بر فیلتر کالمن، برای اهداف راداری با مانور پائین حساسیت کمی نسبت به مقادیر دقیق ماتریس‌های کواریانس نویز سیستم و اندازه‌گیری دارند ولیکن یکی از ملزومات فیلترهای مبتنی بر کالمن، به کارگیری هر چه دقیقتر ماتریس‌های کواریانس نویز سیستم و اندازه‌گیری در کاربردهای ردیابی زاویه سمت به تنهایی^۱ (BOT) و به خصوص برای اهداف راداری مانور بالا است [۳۸]. در صورت انتخاب نامناسب این دو ماتریس کواریانس، عملکرد فیلتر تحت تأثیر قرار گرفته و در مواردی امکان واگرایی در آنها وجود دارد. این موضوع به خصوص در سناریوهای با مانور بالا، که هدف دارای شتاب‌های متفاوت در بازه‌های زمانی کوتاه است، باعث کندی فیلتر در همگرایی به مسیر صحیح شده و می‌تواند موجب واگرایی فیلتر گردد. در چنین سناریوهایی، به کارگیری تکنیک‌های بازنشانی ماتریس کواریانس تخمین جهت تقویت گام‌های همگرایی تخمین‌گر می‌تواند در همگرایی سریع فیلتر کمک شایانی نماید [۳۹-۴۲].

یکی از اشکالات اساسی روش‌های توصیف مانور هدف در دستگاه مختصات کارترین، ثابت در نظر گرفتن خطای مشاهدات رادار در طول محورهای مختصات است حال آن‌که خطای مشاهدات رادار دارای مقادیر ثابت بر حسب زاویه و متغیر بر حسب برد هدف می‌باشد هر چه هدف از نقطه قرارگیری رادار فاصله بیشتری داشته باشد میزان خطای متناظر آن بر روی محورهای دستگاه مختصات کارترین بیشتر خواهد شد. فرض ثابت بودن سهم خطای مشاهدات راداری روی محورهای دستگاه مختصات کارترین، موضوعی است که در بسیاری از مقالات ردیابی هدف بکار رفته و کاربردی بودن این دسته از روش‌ها را با چالش جدی مواجه می‌سازد. چرا که در محیط عملیاتی سهم خطاهای مشاهدات رادار روی محورهای مختصات در حال افزایش است لذا مدل‌های به کار رفته در این روش‌ها تطابق کمی با واقعیت دارد.

در این مقاله، یک شیوه جدید برای ردیابی اهداف راداری مانور بالا، ارائه می‌شود. بکارگیری روش حالت افزوده جهت تخمین بردار شتاب هدف و نیز ارائه مشاهدات رادار در دستگاه مختصات قطبی با سطح خطای واقعی مشاهده زاویه سمت و برد هدف جهت

$$X_c(n) = [x(n) \quad v_x(n) \quad y(n) \quad v_y(n)]^T \quad (۵)$$

$$Z_c(n) = \begin{bmatrix} Z_x(n) \\ Z_y(n) \end{bmatrix} \quad (۶)$$

$$V_c(n) = \begin{bmatrix} V_x(n) \\ V_y(n) \end{bmatrix} \quad (۷)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix}^T \quad (۷)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (۸)$$

$X_c(n)$ چنانچه بیان گردید بردار حالت در مختصات کارترین شامل موقعیت هدف $x(n)$ و $v_x(n)$ سرعت هدف در راستای محور x ، $y(n)$ و $v_y(n)$ به ترتیب موقعیت و سرعت در راستای محور y می باشد. ماتریس های F و G بر اساس گسسته سازی معادلات حرکتی یک جسم دارای سرعت ثابت از قانون دوم نیوتن به دست می آیند [۳۲]. آنچه رادار از هدف مشاهده می کند فاصله هدف و زاویه دید آن است. بنابراین، فلسفه بکارگیری فیلترکالمن به مسئله یافتن بهترین تخمین برای بردار حالت $X_c(n)$ یا $\hat{X}_c(n)$ در مختصات کارترین با استفاده از مشاهدات راداری در مختصات قطبی یا بردار $Z_p(n)$ در هر لحظه است. لذا دینامیک واقعی رادار به عنوان حسگر اندازه گیری پارامترهای هدف در مختصات قطبی یا مختصات حسگر^۶ شامل فاصله هدف و زاویه آن نسبت به رادار، به شکل رابطه (۹) قابل بیان است:

$$\begin{bmatrix} Z_R(n) \\ Z_\theta(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R(n) \\ \theta(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix} \quad (۹)$$

$V_R(n)$ و $V_\theta(n)$ به ترتیب به عنوان خطاهای اندازه گیری متغیرهای $Z_R(n)$ و $Z_\theta(n)$ هستند. موقعیت و زاویه سمت هدف به همراه خطای مشاهدات به شکل نویزهای سفید با توزیع گوسی بیان می گردند لذا با مقادیر ثابتی از انحراف معیار $\delta_R(n)$ ، $\delta_\theta(n)$ با میانگین صفر معرفی می شوند.

$$R_p = E\{V_p(n)V_p^T(n)\} = \begin{bmatrix} \delta_R^2(n) & \delta_{R\theta}(n) \\ \delta_{\theta R}(n) & \delta_\theta^2(n) \end{bmatrix} \quad (۱۰)$$

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

$\delta_R(n)$ و $\delta_\theta(n)$ در مختصات قطبی اغلب دارای مقادیر معلوم بوده و با توجه به تست های به عمل آمده از رادار توسط

۲- مدل سازی اهداف راداری بدون مانور و با مانور

مدل رایج در شبیه سازی حرکات هدف، مدل های عدم قطعیت زمان گسسته مبتنی بر فضای حالت به شکل های استاندارد بیژین^۱ و فیشر^۲ هستند [۳۰]. توصیف دینامیک حرکت یک متحرک در دستگاه مختصات کارترین در یک صفحه دو بعدی بر اساس مدل بیژین زمان گسسته به شکل زیر است:

$$X_c(n+1) = F(n)X_c(n) + G(n)w(n) \quad (۱)$$

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

زیرنویس c در روابط فوق جهت توصیف دستگاه مختصات کارترین استفاده شده است در این مدل سازی فضای حالت برای اهداف بدون مانور، ممان های متغیرهای تصادفی شامل ماتریس کواریانس نویز فرآیند و خطای اندازه گیری در مدل کارترین به صورت رابطه های (۳-۴) می باشد.

$$E\{w(n_1)w^T(n_2)\} = \begin{cases} Q(n_1) & n_1 = n_2 \\ 0 & n_1 \neq n_2 \end{cases} \quad (۳)$$

$$E\{V_c(n_1)V_c^T(n_2)\} = \begin{cases} R_c(n_1) & n_1 = n_2 \\ 0 & n_1 \neq n_2 \end{cases} \quad (۴)$$

$$E\{X_c(0)X_c^T(0)\} = \psi$$

$$E\{X_c(0)\} = 0, \quad E\{w(0)\} = 0$$

$$E\{V_c(0)\} = 0, \quad E\{V_c(\cdot)w(\cdot)^T\} = 0$$

که در آن، $X_c(n)$ بردار حالت سیستم شامل موقعیت و سرعت هدف در راستای محورهای x و y ، $Z_c(n)$ بردار مشاهدات، $X_c(0)$ بردار حالت در شرایط اولیه در دستگاه مختصات کارترین می باشد. $F(n)$ ماتریس گذار حالت، $G(n)$ ماتریس نویز سیستم است و $w(n)$ اغتشاش ورودی به دینامیک سیستم، سفید و با کواریانس $Q(n)$ در نظر گرفته می شود. ماتریس کواریانس $Q(n)$ در حالت کلی توسط یک متخصص آشنا به عدم قطعیت های موجود در فرآیند تعیین می گردد. $H(n)$ ماتریس اندازه گیری و $V_c(n)$ نویز اندازه گیری یا مشاهدات بوده که به شکل گوسی با ماتریس کواریانس $R_c(n)$ فرض می شود. در مدل بیژین فوق، هر یک از عدم قطعیت های سیستم به شکل یک فرآیند اتفاقی^۳ با ممان های مشخص^۴ بیان می شود. در بسیاری از کاربردها اغتشاش ورودی $w(n)$ می تواند کاملاً ناشناخته^۵ در نظر گرفته شود، به این گونه سیستم ها در مراجع ریاضی مدل های عدم قطعیت فیشر گفته می شود [۳۰]. هر کدام از بردارها و ماتریس های به کار رفته در رابطه های (۱-۴) در ادامه و طبق رابطه های (۵-۸) می آید.

- 1- Bayesian model
- 2- Fisher model
- 3- Stochastic process
- 4- Moments
- 5- Completely Unknown

محاسبه شده بازتنظیم^۱ می شود. تعیین میزان مناسب این بازنشانی یکی از معضلات این نوع از مقالات است که در بسیاری از موارد به شکل سعی و خطا صورت می پذیرد. انتخاب سطح بالای بازنشانی در بهره فیلتر کالمن خود می تواند باعث همگرایی سریع فیلتر شده و از طرفی موجب نوسانی شدن فرآیند ره گیری گردد. این همان ایده ای است که در روش پیشنهادی این مقاله نیز جهت همگرایی سریعتر روش، به کار خواهد رفت. برای سیستم دینامیکی (۱) و مشاهدات رادار (۲)، اصول عملکرد یک فیلتر کالمن استاندارد را می توان در رابطه (۱۴) دید:

$$\hat{X}_c(n+1|n+1) = \hat{X}_c(n+1|n) + K(n+1)[Z_c(n+1) - \hat{Z}_c(n+1|n)] \quad (14)$$

در واقع در این رابطه که اساس کار کلیه فیلترهای خطی و غیرخطی کالمن مانند *EKF* و *UKF* و ... نیز محسوب می شود مبتنی بر در اختیار داشتن $\hat{X}_c(n+1|n)$ به عنوان تخمین یک مرحله رو به جلوی بردار حالت سیستم، در اختیار بودن $\hat{Z}_c(n+1|n)$ به عنوان تخمین یک مرحله رو به جلوی بردار مشاهده رادار در لحظه n و نیز امکان محاسبه $K(n+1)$ به عنوان بهره فیلتر کالمن می باشد. در ردیابی و تخمین اهداف بدون مانور در دستگاه مختصات کارتیزین، سیستم و مشاهده گر دارای روابط خطی بوده دو شبه مشاهده^۲ $\hat{X}_c(n+1|n)$ و $\hat{Z}_c(n+1|n)$ به راحتی از دینامیک هدف به صورت رابطه های (۱۶-۱۵) قابل محاسبه هستند:

$$\hat{X}_c(n+1|n) = F(n)\hat{X}_c(n|n) \quad (15)$$

$$\hat{Z}_c(n+1|n) = H(n+1)F(n)\hat{X}_c(n|n) \quad (16)$$

همچنین در فیلتر کالمن استاندارد، اثبات می شود که ماتریس بهره فیلتر کالمن به صورت رابطه (۱۷) خواهد بود:

$$K(n+1) = P_{xz}(n|n)P_{zz}(n|n)^{-1} \quad (17)$$

در این رابطه، $P_{xz}(n|n)$ ، ماتریس کواریانس مشترک بین تخمین بردار حالت و تخمین بردار مشاهده و $P_{zz}(n|n)$ ، به عنوان ماتریس کواریانس تخمین بردار مشاهده شناخته می شود. در یک سیستم مشاهده راداری با معادله مشاهده غیرخطی مانند رابطه (۱۲)، همچنان تخمین یک مرحله رو به جلو برای $\hat{Z}_p(n+1|n)$ به صورت رابطه (۱۸) در دسترس می باشند [۳۰]:

$$\hat{Z}_p(n+1|n) = h[\hat{X}_c(n+1|n)] = h[F(n)\hat{X}_c(n|n)] \quad (18)$$

سازندگان رادار محاسبه و در کاتالوگ رادار ذکر می شوند. در رابطه فوق $\delta_{R\theta}$ کواریانس خطای مشترک R و θ است. که در صورت ناهمبسته بودن می توان آنرا صفر فرض نمود. رابطه بین مشاهدات یا اندازه گیری ها در مختصات قطبی و حالات سیستم در مختصات کارتیزین را به صورت رابطه (۱۱) است:

$$\begin{bmatrix} Z_R(n) \\ Z_\theta(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(n) + y^2(n)} \\ \tan^{-1}(\frac{y(n)}{x(n)}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_R(n) \\ V_\theta(n) \end{bmatrix} \quad (11)$$

چنانچه مشاهده می گردد، رابطه (۱۱) یک رابطه غیرخطی بین مشاهدات در مختصات حسگر و حالات سیستم در مختصات کارتیزین بوده که به صورت رابطه (۱۲) قابل باز نویسی است:

$$Z_p(n) = h(X_c(n)) + V_p(n) \quad (12)$$

$h(\cdot)$ در این رابطه، معرف تابع غیرخطی و Z_p بردار مشاهدات در مختصات قطبی می باشد.

مدل حرکتی اهداف راداری دارای شتاب عموماً با افزودن عبارت شتاب $B(n)U_c(n)$ به معادله دینامیکی (۱) به صورت زیر قابل توصیف است:

$$X_c(n+1) = F(n)X_c(n) + B(n)U_c(n) + G(n)w(n) \quad (13)$$

در این مقاله بر اساس رابطه (۱۳) هرگونه تغییر در مقدار و جهت بردار شتاب می تواند موجب مانوردار شدن معادلات حرکتی هدف گردد. چنانچه از رابطه (۱۳) مشخص است به علت اینکه رابطه مشاهدات رادار طبق رابطه (۹) همچنان شامل فاصله قرارگیری هدف و زاویه سمت آن بدون تغییر باقی می ماند شتاب هدف توسط رادار قابل مشاهده نبوده و به عنوان یک ورودی نامعلوم در نظر گرفته می شود. بر این اساس دسته روش های تخمین و پیش بینی ورودی نامعلوم که دسته وسیعی از روش ها را در ادبیات ردیابی شامل می گردد، در طول چند دهه گذشته معرفی شده اند [۱۸].

معمولاً از فیلتر کالمن به عنوان یک روئیت گر بهینه، یا دوگان کنترل بهینه یاد می شود به لحاظ پیاده سازی و در به کارگیری عملی برای یک کنترل کننده بهینه که محصول آن یک بهره فیدبک حالت k است نمی توان این بهره را بدون محدودیت افزایش داد این موضوع به محدودیت های فیزیکی عملگرهای سیستم باز می گردد. ولیکن در مورد فیلتر کالمن بهره فیلتر را به هر میزان می توان دست کاری نمود در برخی از روش های اصلاح گام همگرایی، حتی این بهره فیلتر به میزان چند برابر مقدار

$$X_{caug}(n) = [x(n) \ v_x(n) \ y(n) \ v_y(n) \ u_x(n) \ u_y(n)]^T \quad (20)$$

تفاوت عمده روابط بالا با آنچه در مقالات روش حالت افزوده مطرح شده وجود رابطه غیرخطی (۱۲) به عنوان معادله مشاهده رادار است جهت رفع این مشکل می توان از فیلتر کالمن توسعه یافته و ماتریس ژاکوبین برای جایگزینی با ماتریس مشاهده، استفاده نمود:

$$\tilde{Z}_p(n+1) = H_j(n)X_c(n+1) + V_p(n+1) \quad (21)$$

این رابطه با استفاده از بسط تیلور رابطه غیرخطی (۱۲) و صرف نظر کردن از جملات درجه دوم و بالاتر به شکل رابطه (۲۲) که در ادامه می آید، خواهد بود:

$$\tilde{Z}_p(n+1) = \begin{bmatrix} \frac{\hat{x}(n)}{\sqrt{\hat{x}(n)^2 + \hat{y}(n)^2}} & 0 & \frac{\hat{y}(n)}{\sqrt{\hat{x}(n)^2 + \hat{y}(n)^2}} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{-y(n)}{\hat{x}(n)^2 + \hat{y}(n)^2} & 0 & \frac{x(n)}{\hat{x}(n)^2 + \hat{y}(n)^2} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(n+1) \\ v_x(n+1) \\ y(n+1) \\ v_y(n+1) \\ u_x(n+1) \\ u_y(n+1) \end{bmatrix} + V_p(n+1) \quad (22)$$

با جایگذاری از رابطه دینامیک (۱۳) در رابطه (۲۲) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \tilde{Z}_p(n+1) &= H_j(n)X_c(n+1) + V_p(n+1) \quad (23) \\ &= H_j(n)\{FX_c(n) + BU_c(n) + Gw(n)\} + V_p(n+1) \\ &= [H_j(n)F \ H_j(n)B] \begin{bmatrix} X_c(n) \\ U_c(n) \end{bmatrix} + H_j(n)Gw(n) + V_p(n+1) \\ &\Rightarrow H_{jaug}(n) = [H_j(n)F \ H_j(n)B] \\ V_{aug}(n+1) &= H_j(n)Gw(n) + V_p(n+1) \quad (24) \end{aligned}$$

در این رابطه، اندیس *jaug* اشاره به ماتریس ژاکوبین به دست آمده برای سیستم افزوده دارد. به این ترتیب یک مدل استاندارد بیژین و فیشر ایجاد می شود و می توان فیلتر کالمن استاندارد را روی آن اعمال نمود. در واقع در این حالت می توان بردار $X_c(n)$ و $U_c(n)$ را به شکل هم زمان تخمین زد. خلاصه روابط به دست آمده به صورت روابط (۲۵-۲۶) است [۱۸]:

$$X_{caug}(n+1) = F_{aug}X_{caug}(n) + G_{aug}w(n) \quad (25)$$

$$\tilde{Z}_p(n+1) = H_{jaug}(n)X_{caug}(n) + V_{aug}(n+1) \quad (26)$$

در رابطه (۲۶) با توجه به این که $V_p(n)$ و $w(n)$ نویزهای ناهمبسته هستند می توان ماتریس کواریانس نویز مشاهدات جدید افزوده شده را به شکل رابطه (۲۷) به دست آورد [۱۸]:

$$\begin{aligned} R_{aug} &= E\{V_{aug}(n+1)V_{aug}(n+1)^T\} \\ &= E\{(H_j(n)Gw(n) + V_p(n+1))(H_j(n)Gw(n) + V_p(n+1))^T\} \\ &= H_j(n)GE\{w(n)w(n)^T\}G^T H_j(n)^T + E\{V_p(n+1)V_p(n+1)^T\} \\ &= H_j(n)GQG^T H_j(n)^T + R_p \quad (27) \end{aligned}$$

روابط دینامیک حالت افزوده (۲۵) به همراه رابطه خطی شده مشاهده (۲۶) امکان استفاده از فیلتر توسعه یافته را در

در واقع اساس کار فیلتر کالمن استاندارد در حالت خطی یا غیرخطی به این صورت می باشد که با تخمین ضریب بهره $K(n+1)$ مناسب، بین شبه مشاهده $\hat{X}_c(n+1|n)$ یا تخمین قبلی^۱ از مسیر حرکت هدف و باقیمانده مشاهده $\delta_z(n+1|n) = Z(n+1) - \hat{Z}(n+1|n)$ تخمین بعدی^۲ یا نهایی برای $\hat{X}(n+1|n+1)$ دست می یابد. البته این برقراری توازن بین این دو نوع از اطلاعات از تخمین هدف بر اساس میزان کواریانس های این دو یعنی $P_{zz}(n|n)$ و $P_{xz}(n|n)$ در رابطه بهره کالمن صورت می پذیرد. *EKF* تلاش می کند مسئله محاسبه ضریب بهره کالمن را در مدل های غیرخطی، با خطی سازی روابط و تبدیل آنها به مدل استاندارد بیژین مرتفع سازد. حال آن که *UKF* مبتنی بر استفاده از مفهوم بردارهای سیگما، جهت محاسبه تخمین های یک مرحله رو به جلو و ماتریس های کواریانس نظیر $P_{xz}(n|n)$ و $P_{zz}(n|n)$ است [۳۰].

۳- فیلتر کالمن توسعه یافته و شتاب حالت افزوده^۳:

یک مدل سازی واقعی از معادله حرکات هدف دارای مانور در مختصات دو بعدی کارتزین بر اساس رابطه (۱۳) و رابطه مشاهدات رادار در دستگاه مختصات قطبی بر اساس رابطه (۱۲) خواهد بود.

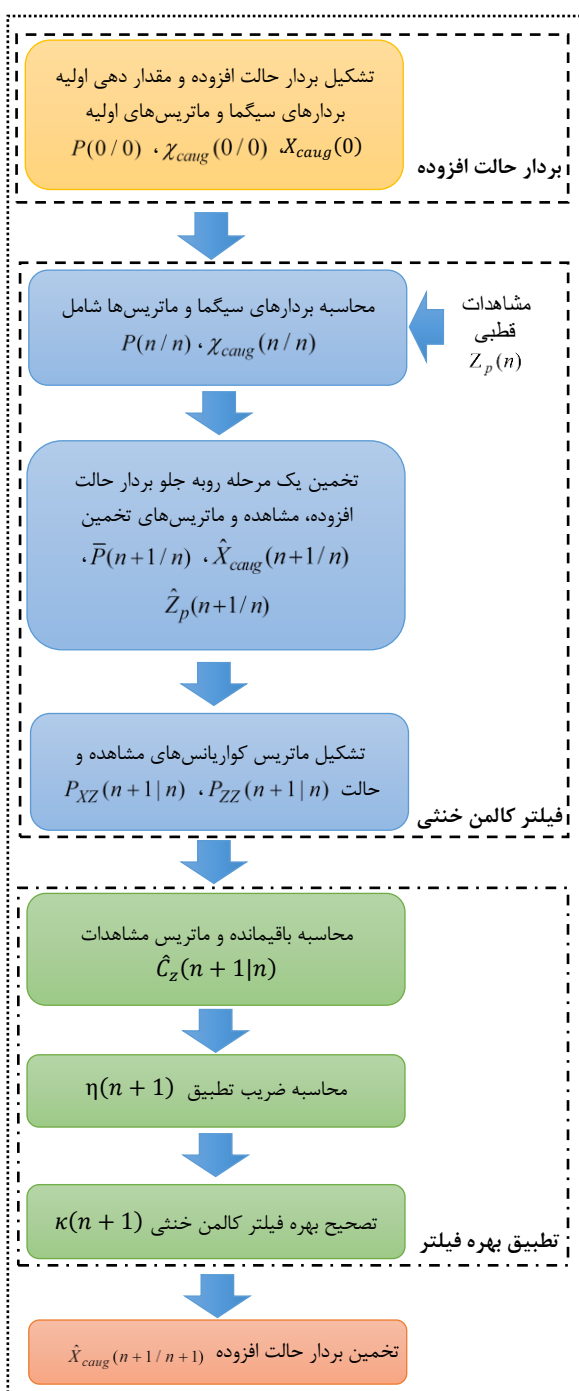
در روش حالت افزوده، جهت استفاده از فیلتر کالمن استاندارد عبارت بردار نامعلوم شتاب هدف به بردار حالت سیستم افزوده می شود، در واقع در این روش $U_c(n)$ را به عنوان یک سیگنال نامعین ولی محدود در معادله مانور در نظر گرفته، در این صورت با دو عدم قطعیت توأم، یکی $w(n)$ به عنوان نویز سفید سیستم (مدل بیژین) و دیگری $U_c(n)$ به عنوان یک جمله نامشخص ولی محدود (مدل فیشر) که به سیستم افزوده شده سروکار خواهد داشت. حال با فرض اینکه $U_c(n)$ به عنوان یک بردار حالت جدید مطرح باشد، معادله ورودی نامعلوم (۱۳)، به یک مدل حالت سیستم افزوده شده به شکل بیژین استاندارد (۱) به صورت رابطه (۱۹) تبدیل می شود:

$$\begin{bmatrix} X_c(n+1) \\ U_c(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F & B \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} X_c(n) \\ U_c(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G \\ 0 \end{bmatrix} w(n) \quad (19)$$

$$X_{caug} = \begin{bmatrix} X_c(n) \\ U_c(n) \end{bmatrix}; F_{aug} = \begin{bmatrix} F & B \\ 0 & I \end{bmatrix}^T; G_{aug} = \begin{bmatrix} G \\ 0 \end{bmatrix}$$

در اندیس *caug* اشاره به بردار حالت افزوده در مختصات کارتزین به صورت (۲۰) دارد:

گام‌های فیلتر کالمن در همگرایی به‌ویژه در مانورهای پی‌درپی، عمل همگرایی به‌کندی صورت می‌پذیرد با تلفیق اطلاعات ماتریس کواریانس خطا با سایر اطلاعات موجود در فیلتر می‌توان به بهبود روش‌های ردیابی کمک نمود. دیاگرام بلوکی روش پیشنهادی در شکل (۱) ترسیم شده است.



شکل (۱): دیاگرام بلوکی روش فیلتر کالمن خنثی تطبیقی پیشنهادی برای ردیابی اهداف راداری مانور بالا

حالت افزوده (AUG_EKF) مهیا می‌سازد. چنانچه قبلا اشاره گردید محاسبه ماتریس ژاکوبین به خصوص در سناریوهای مانور بالا می‌تواند باعث واگرایی تخمین و از دست رفتن ردیابی گردد. فیلتر کالمن خنثی عموماً به علت استفاده از ممان‌های تا مرتبه سوم در ردیابی دارای عملکرد بهتری است. لذا در ادامه روابط اصلاح شده فیلتر کالمن خنثی را برای بردار شتاب افزوده بیان می‌گردد.

روش (AUG_EKF) چنانچه در بخش شبیه‌سازی مشاهده خواهد شد، برای ردیابی هدف با مانورهای کم مناسب بوده ولیکن به‌علت طولانی بودن زمان همگرایی فیلتر AUG_EKF عملکرد مناسبی در شرایط مانورهای بالا و ناگهانی ندارد. ایده بازنشانی ماتریس کواریانس تخمین را می‌توان برای رفع این معضل بکار برد 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^۱، یا نویز معادل^۲ تعلق دارد [۱۶-۱۷]. روش نویز معادل تلاش می‌کند تاثیر مانور هدف را با به‌کارگیری یک نویز معادل نامشخص و غیرایستا به‌جای نویز سفید و ایستای دینامیک سیستم به‌کارگیری نماید. البته روش‌های مبتنی بر این نگرش که شامل بسیاری از روش‌های فیلتر کالمن تطبیقی^۳ [۱۸] و متدهای مرسوم بازنشانی ماتریس کواریانس^۴ خطا نیز می‌شوند با وجود سادگی به‌کارگیری در حل مسئله، در حالتی که هدف دارای مانورهای پیچیده و از مشتقات بالاتر است [۱۹]، نویز مورد نظر کاملاً غیر ایستا شده، و فیلتر واگرا می‌گردند. 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 این مقاله که در ادامه به آن پرداخته می‌شود، با اصلاح فیلتر کالمن خنثی حالت افزوده، با استفاده از نسبت ماتریس‌های کواریانس مشاهده در دو حالت نظری و واقعی به یک رابطه بسته و مشخص برای میزان بازنشانی سطح ماتریس کواریانس خطا خواهد رسید.

۴- فیلتر کالمن خنثی با شتاب حالت افزوده تطبیقی^۵ (روش پیشنهادی)

ماتریس کواریانس تخمین اطلاعات دقیق‌تری از میزان و جهت همگرایی تخمین‌ها و مانور هدف دارد ولیکن به علت کوچک شدن

- 1- Noise level adjustment
- 2- Equivalent noise
- 3- Adaptive Kalman filter
- 4- Matrix covariance presetting
- 5- Adaptive AUG-UKF

حالت، ماتریس کواریانس تخمین و بردار مشاهده به شکل زیر خواهد بود [۲۶]:

$$\hat{X}_{caug}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m \chi_{caug_i}(n+1/n)$$

$$\bar{P}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[\chi_{caug_i}(n+1/n) - \hat{X}_{caug}(n) \right]^T \quad (31)$$

$$\times \left[\chi_{caug_i}(n+1/n) - \hat{X}_{caug}(n) \right]^T + GQG$$

چنانچه از (۳۰) مشخص است تعداد بردارهای سیگمای z_i ، $2L+1$ بردار بوده که برای محاسبه یک تخمین مناسب از \hat{Z}_p در مختصات قطبی می‌توان به کار برد.

$$\hat{Z}_p(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^m z_i(n+1/n) \quad (32)$$

W_i^m, W_i^c وزنهای ثابت و محاسبه شده بر حسب پارامترهای $\lambda, L, \alpha, \beta$ به شکل زیر می‌باشد [۲۷].

$$W_0^m = \lambda / (L + \lambda)$$

$$W_0^c = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (33)$$

$$W_i^m = W_i^c = 0.5 / (L + \lambda) \quad i = 1, \dots, 2L$$

۴-۳- تشکیل ماتریس کواریانس‌های مشاهده و

حالت:

$$P_{ZZ}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[z_i(n+1/n) - \hat{Z}_p(n+1) \right] \left[z_i(n+1/n) - \hat{Z}_p(n+1) \right]^T + R_p(n) \quad (34)$$

$$P_{XZ}(n+1/n) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[\chi_i(n+1/n) - \hat{X}(n+1) \right] \left[z_i(n+1/n) - \hat{Z}_p(n+1) \right]^T \quad (35)$$

رابطه (۳۴) بیان کننده ماتریس کواریانس مشاهدات است که به صورت مجموع وزن یافته تفاضل بردارهای سیگمای مشاهدات از مقدار تخمین مشاهده در رابطه (۳۲) حاصل می‌گردد. رابطه (۳۵) بیان کننده ماتریس کواریانس مشترک مشاهدات و بردار حالت است.

۴-۴- مرحله تشکیل ضریب تطبیق فیلتر کالمن

خنثی:

مقدار باقیمانده تخمین مشاهدات بر اساس تخمین یک مرحله رو به جلوی (۳۲) به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$\partial_z(n+1/n) = Z_p(n+1) - \hat{Z}_p(n+1/n) \quad (36)$$

مراحل طراحی فیلتر ردیابی بر اساس روش پیشنهادی در گام‌های زیر خلاصه می‌شود:

۴-۱- مقاردهی اولیه بردارها و ماتریس‌های فیلتر

کالمن خنثی

در این مرحله، تعداد $2L+1$ بردار سیگما برای بردار حالت X_{caug} ($i=0, \dots, 2L$) در نظر گرفته می‌شود. در این رابطه L برابر با ابعاد بردار حالت افزوده X_{caug} یا تعداد مولفه‌های بردار حالت افزوده است و با توجه به افزوده شدن بردار شتاب هدف به بردار حالت سیستم بر اساس رابطه (۲۰)، $L=6$ خواهد بود. روابط فیلتر UKF در ادامه ذکر می‌گردد [۲۶]:

$$\bar{X}_{caug}(0) = E\{X_{caug}(0)\} \quad (28)$$

$$\chi_{caug}(n/n) = [\hat{X}_{caug}(n/n) \quad \hat{X}_{caug}(n/n) \pm \sqrt{(L+\lambda)P(n/n)}]$$

$$n=0, 1, \dots$$

$$P(0) = E\left\{ \left(X_{caug}(0) - \hat{X}_{caug}(0) \right) \left(X_{caug}(0) - \hat{X}_{caug}(0) \right)^T \right\}$$

$$\lambda = \alpha^2(L+K) - L \quad (29)$$

$P(\cdot)$ ماتریس کواریانس خطای تخمین بردار حالت افزوده سیستم در لحظه صفر است. معیار محاسبه این ماتریس کواریانس بر اساس معیار میانگین مربعات خطا^۱ است. λ در رابطه (۲۸) یک ضریب مقیاس^۲ و α میزان انحراف بردارهای سیگما از مقدار میانگین را مشخص می‌کند که معمولاً $0.001 < \alpha < 1$ انتخاب می‌گردد. K دومین ضریب مقیاس بوده که معمولاً $3-L$ لحاظ می‌شود.

۴-۲- تخمین یک مرحله رو به جلوی بردار حالت

افزوده، بردار مشاهده و ماتریس‌های کواریانس:

تخمین یک مرحله رو به جلوی بردارهای حالت سیگما و بردارهای سیگمای مشاهده با توجه به خاصیت میانگین صفر بودن نویز مشاهده و فرآیند، به صورت زیر قابل محاسبه است [۲۶]:

$$\chi_{caug_i}(n+1/n) = F_{aug}(n) \chi_{caug_i}(n/n)$$

$$z_i(n+1/n) = h(\chi_{caug_i}(n+1/n)) \quad (30)$$

$$i = 0, 1, \dots, 2L$$

در رابطه فوق بردار χ_{caug_i} امین بردار ستونی ماتریس سیگما χ_{aug} است. به این ترتیب تخمین یک مرحله رو به جلوی بردار

1- Mean square error

2- Scaling factor

سناریوهای فوق بر اساس مقادیر نوعی مقالات مرجع به خصوص مراجع [۲ و ۱۸] باشد.

سناریوی اول: ردیابی اهداف راداری مانور پائین:

در این سناریو هدف در شرایط اولیه

$$X_{caug}(0) = [X_c(0) U_c(0)]^T = [150 \text{ m} \ 0.5 \frac{\text{m}}{\text{s}} \ 250 \text{ m} \ 1 \frac{\text{m}}{\text{s}} \ 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \ 0 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}]^T$$

در نظر گرفته شده است این شرایط تا لحظه $t < 100$ (Sec) ادامه داشته و برای لحظات زمانی $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$ شتاب هدف یعنی مقادیر مولفه‌های ۵ و ۶ بردار حالت افزوده به مقادیر $U_c(100) = [0.2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \ 0.3 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}]^T$ تغییر می‌یابد (مقادیر نوعی مطابق با شرایط سناریوی اول مرجع [۱۸] انتخاب شده‌اند). در این سناریو از شبیه‌سازی، زمان نمونه‌برداری $T = 0.01$ (Sec) تنظیم شده است. ماتریس‌های کواریانس نوپز فرآیند در مختصات کارترین و اندازه‌گیری در مختصات قطبی به صورت زیر تعریف شده‌اند:

$$Q = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0.001 \end{bmatrix}, \quad R_p = \begin{bmatrix} 2500 \text{ m}^2 & 0 \\ 0 & 0.0025 \text{ rad}^2 \end{bmatrix}$$

مولفه‌های قطر اصلی ماتریس کواریانس نوپز مشاهده در دستگاه مختصات قطبی به ترتیب برابر $R_{p11} = 2500 \text{ m}^2$ که نشان دهنده واریانس خطای سنجش فاصله هدف و $R_{p22} = 0.01 \text{ rad}^2$ که نشان‌دهنده واریانس خطای سنجش زاویه سمت هدف است. شبیه‌سازی رادار در این مقاله در مختصات قطبی بوده لذا میزان خطای در نظر گرفته شده در این مقاله با سایر مقالاتی که در دستگاه مختصات کارترین صورت گرفته‌اند قابل تطبیق نیست. ولیکن با توجه به مقادیر خطاهای لحاظ شده فوق و چنانچه در ادامه در شبیه‌سازی‌ها مشخص خواهد شد میزان خطای تصویر شده بروی محورهای دستگاه مختصات کارترین، با افزایش فاصله قرارگیری هدف، افزایش یافته و یک فرآیند واگرا است. این موضوع به خصوص در سناریوهای ردیابی اهداف راداری مانور بالا حادث است. شکل (۲) مشخصات حرکتی هدف در راستای محورهای x و y مختصات کارترین را به همراه مقادیر خطا تخمین با روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ نشان می‌دهد. جهت وضوح بهتر تعداد نمونه‌های ترسیمی کاهش یافته است. تفاضل مقادیر واقعی یک متغیر از مقادیر تخمینی آن متغیر توسط هر روش را می‌توان به عنوان خطای ردیابی در نظر گرفت.

این میزان باقیمانده در بردار مشاهدات در واقع دارای یک ماتریس کواریانس بوده که میزان واریانس یا پراکندگی واقعی مشاهدات را نشان می‌دهد:

$$C_z(n+1|n) = E\{\partial_z(n+1|n) \partial_z(n+1|n)^T\} \quad (37)$$

هر چقدر بردار شتاب هدف دارای مانور بالاتر و با شدت بیشتری باشد این مقدار کواریانس خطا از میزان تئوری آن برای شرایط بدون مانور فاصله بیشتری خواهد گرفت در عمل برای محاسبه این ماتریس کواریانس می‌توان از یک پنجره محاسباتی شامل N داده اخیر به صورت رابطه (۳۸) بهره برد [۳۸]:

$$\hat{C}_z(n+1|n) = \frac{1}{N} \sum_{i=n-N+1}^n \partial_z(i+1|i) \partial_z(i+1|i)^T \quad (38)$$

به لحاظ نظری در حالت بدون مانور و با فرض به کارگیری یک فیلتر ایده‌آل، انتظار می‌رود این ماتریس کواریانس خطا با مقدار تئوری آن یعنی $P_{ZZ}(n+1|n)$ در رابطه (۳۴) یکسان باشد لذا نسبت این دو ماتریس کواریانس خطای باقیمانده مشاهدات به صورت رابطه (۳۹) می‌تواند به عنوان معیاری برای شروع و شدت مانور هدف باشد:

$$\eta(n+1) = \frac{\text{trace}(P_{ZZ}(n+1|n))}{\text{trace}(\hat{C}_{ZZ}(n+1|n))} \quad (39)$$

در شرایط بدون مانور انتظار برقراری رابطه $\eta(n+1) = 1$ وجود دارد، ضریب بهره فیلتر کالمن در رابطه (۱۴) به صورت (۴۰) قابل بازنویسی است:

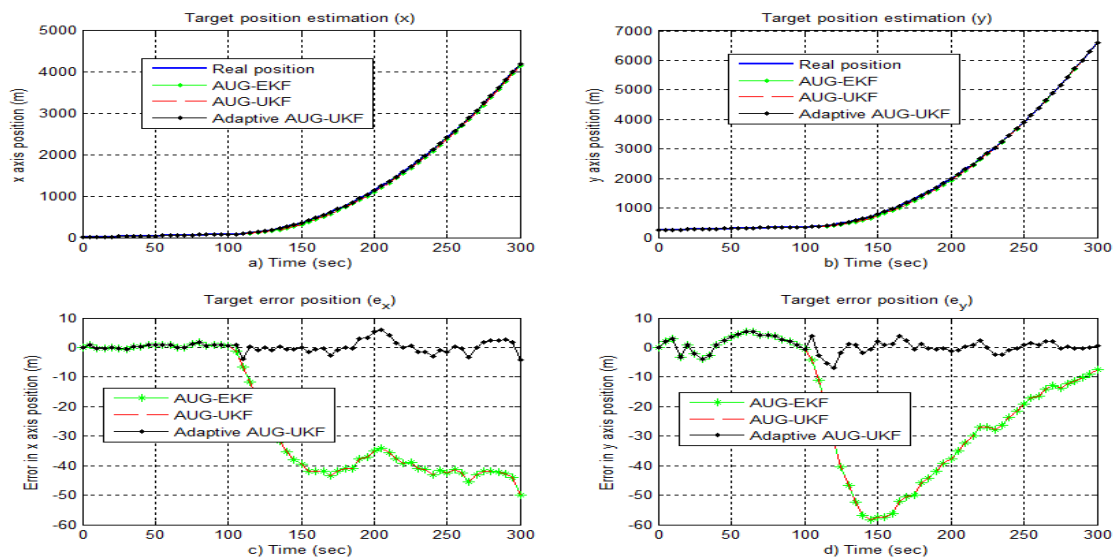
$$\kappa(n+1) = \eta(n+1) P_{XZ}(n+1) P_{ZZ}^{-1}(n+1) \quad (40)$$

با تصحیح ضریب بهره فیلتر کالمن طبق رابطه (۴۰)، روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی قادر به تخمین حالات سیستم $X_{caug}(n)$ بر اساس رابطه (۴۱) خواهد بود:

$$\hat{X}_{caug}(n+1/n+1) = \hat{X}_{caug}(n+1/n) + \eta(n+1) P_{XZ}(n+1) P_{ZZ}^{-1}(n+1) [Z_p(n+1) - \hat{Z}_p(n+1)] \quad (41)$$

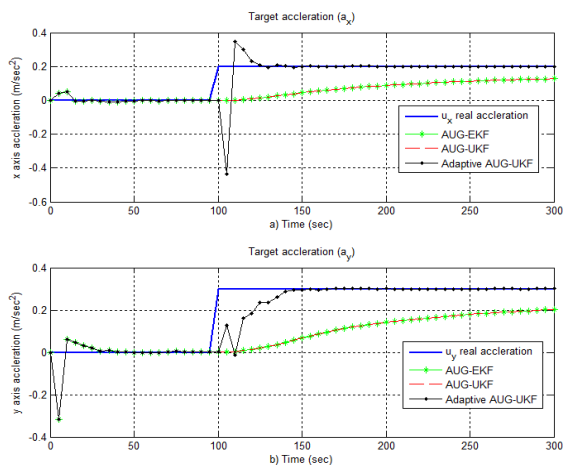
۵- نتایج شبیه‌سازی

برای مقایسه روش پیشنهادی فیلتر کالمن خنثی با شتاب حالت افزوده تطبیقی با دو روش فیلتر کالمن توسعه یافته حالت افزوده ($AUG-EKF$) و فیلتر کالمن خنثی حالت افزوده ($AUG-UKF$) شبیه‌سازی‌ها در سه سناریوی مانوری مختلف صورت پذیرفت این سه سناریو شامل اهداف راداری مانور کم، متوسط و زیاد هستند. سعی شده مقادیر شتاب‌های هدف برای تولید هر یک از



شکل (۲): تصویر جابجایی هدف در راستای محورهای x و y و تخمین روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ به همراه مقادیر خطای ردیابی در سناریوی مانور پائین هدف (سناریوی ۱)

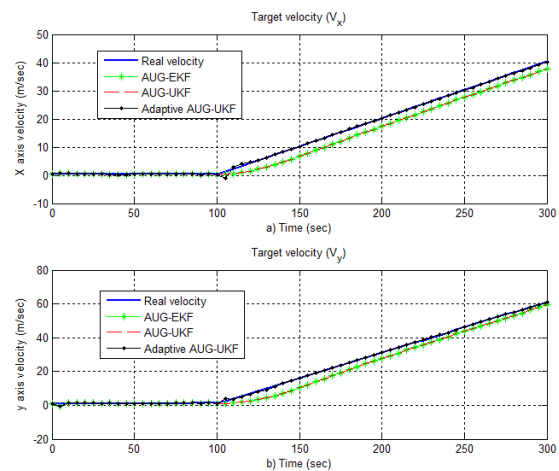
واگرایی خطای مشاهدات (خطوط کم رنگ) در مختصات کارتیزین بوده که موضوع ردیابی را با چالش جدی روبرو می کند.



شکل (۴): نمودار شتاب هدف در لحظه $t = 100$ (Sec) و چگونگی تخمین شتاب هدف با استفاده از روش پیشنهادی و مقایسه آن با دو روش UKF و EKF حالت افزوده در سناریو اول

به بیان ساده تر، در لحظه شروع حرکت، هدف در فاصله ۳۰۰ متری از رادار قرار داشته و به ازای خطای مشاهده زاویه سمت حدود ۶ درجه ای، سهم خطای بر روی محورهای مختصات کارتیزین در حدود چند ده متر می شود این سهم خطا در لحظه اختتام مانور، که هدف طبق شکل (۵) در فاصله ۷ کیلومتری رادار قرار دارد به حدود چند صد متر می رسد. جهت وضوح بیشتر نتایج، شکل (۶) مسیر حرکتی هدف در لحظات نهایی را نشان می دهد. با توجه به این شکل می توان عقب افتادگی تخمین مسیر بر اساس روش های UKF و EKF حالت افزوده را نسبت به مسیر واقعی مشاهده نمود. عملکرد دو روش UKF و EKF حالت افزوده به علت مانور کم هدف تقریباً یکسان است.

شکل (۳) سرعت واقعی و تخمین های آن با روش پیشنهادی در مقایسه با روش های فیلتر کالمن توسعه یافته و خنثی حالت افزوده را در طول دو محور x و y نشان می دهد.

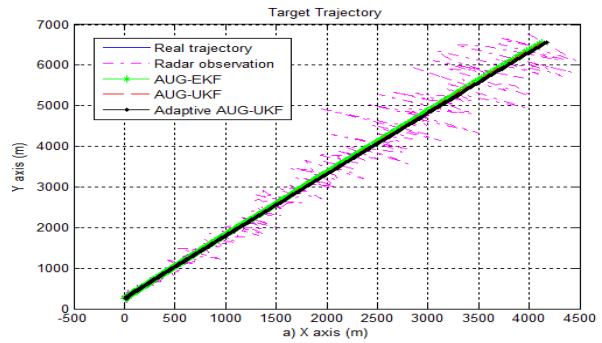


شکل (۳): نمودار سرعت واقعی هدف و تخمین های آن با روش پیشنهادی در مقایسه با روش های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در طول دو محور x و y در سناریو اول

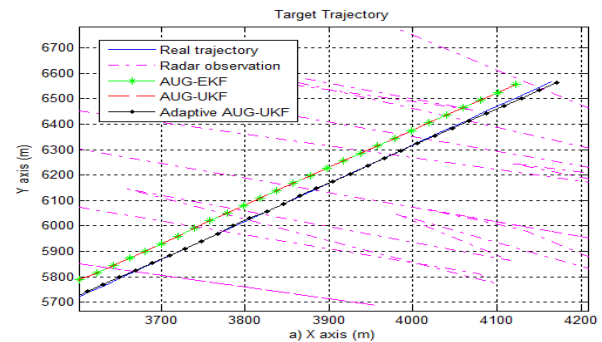
هم چنین شکل (۴) نمودار شتاب واقعی هدف و تخمین های صورت پذیرفته با روش های فیلتر کالمن توسعه یافته و خنثی حالت افزوده را نشان می دهد. همگرایی دیر هنگام تخمین گرهای $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ به شتاب واقعی، باعث انحراف در نمودارهای سرعت و جابجایی می گردد. تصحیح ماتریس کواریانس خطا بر اساس روش پیشنهادی موجب افزایش بهره فیلتر خنثی تطبیقی به مقدار ۳ الی ۵ برابر مقدار آن در لحظات شروع مانور می گردد. شکل (۵) مسیر حرکت هدف در مختصات دو بعدی را به همراه مشاهدات رادار و نیز ردیابی صورت پذیرفته با روش های مختلف را نشان می دهد. نکته قابل توجه در این شکل نمایش

سناریوی دوم: ردیابی اهداف راداری مانور متوسط:

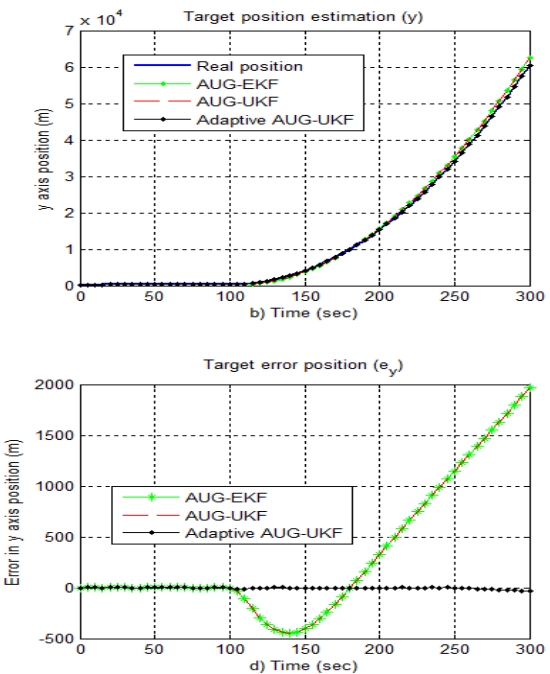
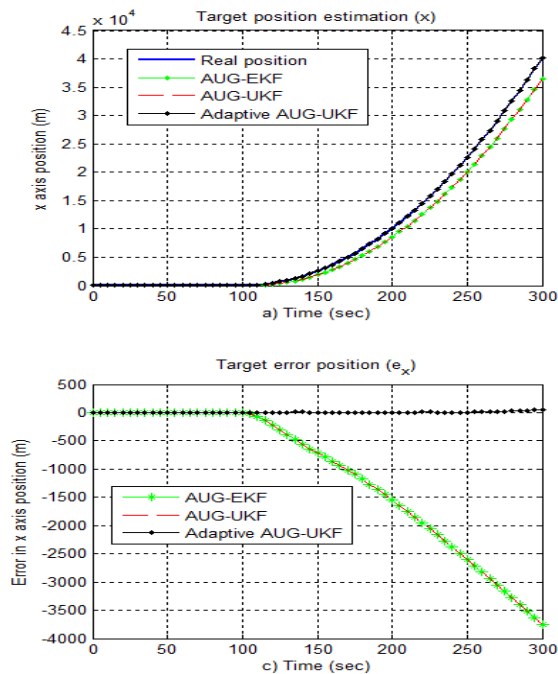
در این سناریو هدف در شرایط اولیه مشابه سناریو اول قرار داشته شتاب هدف تا لحظه $t = 100$ (Sec) صفر بوده و برای لحظات زمانی $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$ به مقادیر $U_c(100) = [2 \frac{m}{s^2} \ 3 \frac{m}{s^2}]^T$ تغییر می‌یابد (مقادیر مطابق با شرایط سناریوی دوم مرجع [۱۸ و ۲] است). ماتریس‌های کواریانس نوین فرآیند و اندازه‌گیری و نیز زمان نمونه برداری مانند سناریو اول تعریف شده‌اند. شکل (۷) مشخصات حرکتی هدف در راستای محورهای x و y مختصات کارتزین را به همراه مقادیر خطا تخمین با روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و UKF نشان می‌دهد. واگرایی سایر روش‌ها نسبت به روش پیشنهادی از لحظه شروع مانور در لحظه $t = 100$ (Sec) در شکل (۷) مشهود است. اگرچه دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ جهت ردیابی را به درستی طی می‌نمایند ولی کوچک شدن گام‌های همگرایی باعث واگرایی این دسته از روش‌ها می‌گردد. شکل (۸) سرعت واقعی و تخمین‌های آن با روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های فیلتر کالمن توسعه یافته و خنثی با شتاب افزوده در طول دو محور x و y را نشان می‌دهد.



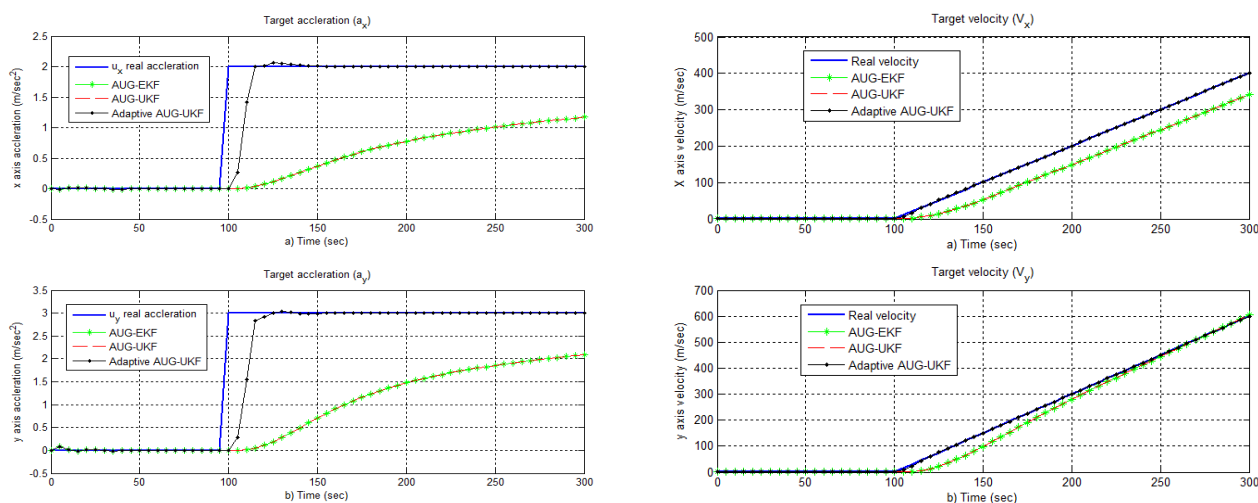
شکل (۵): تخمین مسیر حرکتی هدف با روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در سناریوی اول



شکل (۶): تخمین مسیر حرکتی هدف با روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در سناریوی مانور کم (تصویر بزرگ‌نمایی شده)

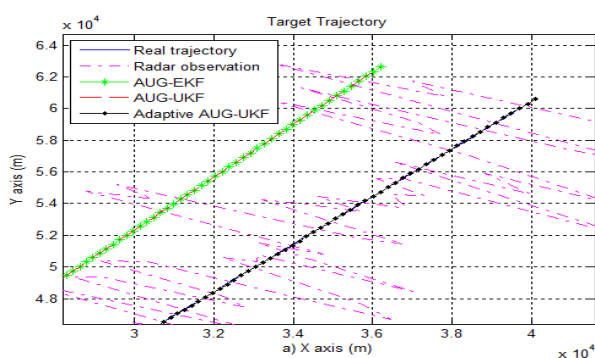


شکل (۷): جابجایی هدف در راستای محورهای x و y و تخمین روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ به همراه مقادیر خطای ردیابی در سناریوی شتاب متوسط هدف (سناریوی ۲)



شکل (۹): نمودار شتاب‌گیری هدف در لحظه $t = 100$ (Sec) و t چگونه تخمین شتاب هدف با استفاده از روش پیشنهادی و مقایسه آن با دو روش $AUG-UKF$ و $AUG-EKF$ در سناریو دوم

شکل (۸): نمودار سرعت واقعی هدف و تخمین‌های آن با روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های $AUG-UKF$ و $AUG-EKF$ در طول دو محور x و y در سناریو دوم



شکل (۱۰): تخمین مسیر حرکتی هدف با روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش‌های $AUG-UKF$ و $AUG-EKF$ در سناریوی مانور متوسط (تصویر بزرگ‌نمایی شده)

سناریوی سوم: ردیابی اهداف راداری مانور بالا و با تغییرات: نوآوری این مقاله و عملکرد مناسب روش پیشنهادی به خصوص در ردیابی اهداف راداری با سطح مانور بالا و نیز با تغییرات زیاد در دامنه شتاب هدف است. بر این اساس در این سناریو شرایط مانور بالا و با تغییرات دامنه شتاب در مدت زمان ردیابی در نظر گرفته شده است. در این سناریو هدف در شرایط اولیه مشابه سناریو اول و دوم قرار داشته شتاب هدف تا لحظه $t = 20$ (Sec) صفر بوده و برای لحظات زمانی $20 \text{ (Sec)} \leq t \leq 100 \text{ (Sec)}$ شتاب هدف به مقادیر $U_c(100) = [15 \frac{m}{s^2} \ 10 \frac{m}{s^2}]^T$ و برای لحظات زمانی $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$ شتاب هدف به مقادیر $U_c(100) = [20 \frac{m}{s^2} \ 30 \frac{m}{s^2}]^T$ با شرایط سناریوی سوم مرجع [۱] که در آن، $U_c(100) = [2 \ g \ 3 \ g]^T$ به‌عنوان مانور بالا انتخاب شده است، لحاظ گردیده است.

همچنین شکل (۹) نمودار شتاب واقعی هدف و تخمین‌های صورت پذیرفته با روش‌های فیلتر کالمن توسعه‌یافته و خنثی حالت افزوده را در مقایسه با روش پیشنهادی نشان می‌دهد. شکل (۱۰) تصویر بزرگ‌نمایی شده ردیابی مسیر حرکتی هدف در لحظات نهایی را نشان می‌دهد. با توجه به این شکل می‌توان عقب افتادگی تخمین مسیر بر اساس روش‌های UKF و EKF حالت افزوده را نسبت به مسیر واقعی مشاهده نمود. جدول (۱) خلاصه نتایج حاصل از شبیه‌سازی در دو سناریوی مانور پائین و متوسط به روش تکرار مونت کارلو در ۱۰۰ اجرای مختلف که به شکل تصادفی انتخاب می‌شوند را نشان می‌دهد. این شرایط تصادفی به ازای مقادیر اولیه متفاوت حرکت هدف و با سرعت‌های اولیه مختلف در هر سناریو ایجاد می‌گردد. در هر تکرار مقدار شتاب اعمالی به هدف ثابت و در محدوده تعریف شده آن سناریو خواهد بود. این جدول بهبود نتایج برای تخمین شتاب هدف با استفاده از روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی را نسبت به دو روش UKF و EKF حالت افزوده به خصوص با افزایش شتاب هدف در سناریوی دوم نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که نتایج دو روش UKF و EKF حالت افزوده نزدیک به یکدیگر و تنها مقدار کمی روش فیلتر کالمن خنثی بهتر عمل می‌نماید. طبق جدول (۱) در سناریوی مانور پائین در تخمین شتاب هدف توسط روش پیشنهادی نسبت به دو روش دیگر در راستای محور x ، ۱۸٪ و در راستای محور y حدود ۳۲٪ بهبود تخمین بر اساس معیار انحراف معیار بدست آمده است. این میزان بهبود در سناریوی مانور متوسط در راستای دو محور x و y تقریباً ۵۸ و ۵۳٪ است. با افزایش میزان شتاب‌های هدف، روش پیشنهادی نتایج بهتری را نشان می‌دهد.

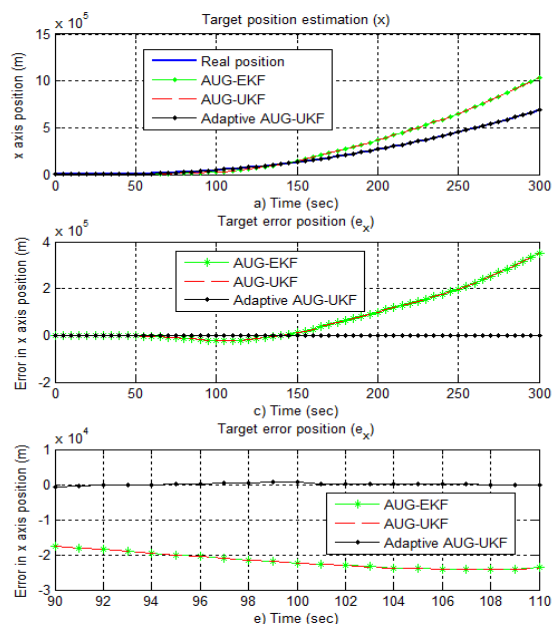
جدول (۱): نتایج حاصل از ردیابی هدف در سناریوهای مانور پائین، مانور متوسط و مانور بالا

Maneuver level	Statistic ↓	Error → Method ↓	x (m)	y (m)	$v_x (\frac{m}{s})$	$v_y (\frac{m}{s})$	$u_x (\frac{m}{s^2})$	$u_y (\frac{m}{s^2})$	Trajectory (m)
Low maneuver $U_c = \begin{bmatrix} 0.2 \frac{m}{s^2} \\ 0.3 \frac{m}{s^2} \end{bmatrix}$ $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$	STD	AUG-EKF	۲۱/۱۴	۲۰/۲۸	۱/۳۸	۲/۰۲	۰/۰۶۶	۰/۱۰۱	۲۶/۳۲
		AUG-UKF	۲۱/۱۴	۲۰/۲۸	۱/۳۸	۲/۰۲	۰/۰۶۶	۰/۱۰۱	۲۶/۳۲
		Adaptive AUG-UKF	۲/۷۵۵	۲/۲۸	۰/۵۰۹	۰/۵۵	۰/۰۵۴	۰/۰۶۸	۲/۳۵
		Improvement (%)	۸۶/۹۶	۸۸/۷۵	۶۳/۱۱	۷۲/۷۷	۱۸/۱۸	۳۲/۶۷	۹۱/۰۷
	MAE	AUG-EKF	۲۶/۱۱	۲۰/۴۶	۱/۹۰	۲/۳۸	۰/۰۸۵	۰/۱۲	۳۵/۱۳
		AUG-UKF	۲۶/۱۱	۲۰/۴۶	۱/۹۰	۲/۳۸	۰/۰۸۵	۰/۱۲	۵۳/۱۳
		Adaptive AUG-UKF	۱/۷۲	۱/۶۷	۰/۱۹۲	۰/۲۲۹	۰/۰۱۶	۰/۰۲۴	۲/۷۵
		Improvement (%)	۹۳/۴۱	۹۱/۸۳	۸۹/۸۹	۹۰/۳۷	۸۱/۱۷	۸۰	۹۲/۱۷
	MSE	AUG-EKF	۱۱۹	۸۰۷/۸۷	۵/۴۶	۹/۵۲	۰/۰۱۱	۰/۰۲۴	۱۹۲۷/۸
		AUG-UKF	۱۱۹	۸۰۷/۸۷	۵/۴۶	۹/۵۲	۰/۰۱۱	۰/۰۲۴	۱۹۲۷/۸
		Adaptive AUG-UKF	۷/۹	۵/۲	۰/۲۵	۰/۳۱	۰/۰۰۴	۰/۰۰۵	۱۳/۱
		Improvement (%)	۹۹/۲۹	۹۹/۳۵	۹۵/۴۲	۹۶/۷۴	۶۳/۶۳	۷۹/۱۶	۹۹/۳۲
Medium maneuver $U_c = \begin{bmatrix} 2 \frac{m}{s^2} \\ 3 \frac{m}{s^2} \end{bmatrix}$ $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$	STD	AUG-EKF	۱۱۹۳/۳	۶۶۱۰/۵	۲۴/۶۳	۱۹/۳۷	۰/۶۹	۰/۹۸	۱۳۰۹/۴
		AUG-UKF	۱۱۹۲/۳	۶۶۰۳/۴	۲۴/۱۰	۱۸/۸۷	۰/۶۳	۰/۹۷	۱۳۰۴/۵
		Adaptive AUG-UKF	۱۰/۸	۷/۷	۰/۸۳	۱/۴۹	۰/۲۹	۰/۴۶	۱۲/۳
		Improvement (%)	۹۹/۰۹	۹۸/۸۳	۹۶/۶۳	۹۲/۳۰	۵۷/۹۷	۵۳/۰۶	۹۹/۰۶
	MAE	AUG-EKF	۱۱۱۰/۲	۴۶۵/۹۱	۳۲/۱۰	۱۵/۶۰	۰/۸۸	۱/۱۶	۱۲۱۷/۵
		AUG-UKF	۱۱۰۹/۱	۴۶۵/۹۰	۳۱/۳	۱۵/۶۰	۰/۸۷	۱/۱۶	۱۲۱۵/۶
		Adaptive AUG-UKF	۶/۵۳	۵/۱۲	۰/۳۹	۰/۵۱	۰/۰۶۴	۰/۱۰۴	۸/۶
		Improvement (%)	۹۹/۴۱	۹۸/۹۰	۹۸/۷۸	۹۶/۷۳	۹۲/۷۲	۹۱/۰۳	۹۹/۲۹
	MSE	AUG-EKF	۲/۶۴*۱۰ ^۶	۵/۴*۱۰ ^۵	۱۶۳۵/۹	۶۱۰/۳	۱/۲۵	۲/۳۲	۳/۱۹*۱۰ ^۶
		AUG-UKF	۲/۶۴*۱۰ ^۶	۵/۳*۱۰ ^۵	۱۶۳۴/۲	۶۰۸/۶	۱/۲۴	۲/۳۱	۳/۱۸*۱۰ ^۶
		Adaptive AUG-UKF	۱۴۸	۷۸/۵۶	۰/۶۹۸	۲/۴	۰/۰۹۲	۰/۲۳	۲۲۶/۸
		Improvement (%)	۹۹/۹۹	۹۹/۹۹	۹۵/۱۹	۹۹/۶۰	۹۲/۶۴	۹۰/۰۸	۹۹/۹۹
High maneuver $U_c = \begin{bmatrix} 15 \text{ m/s}^2 \\ 10 \text{ m/s}^2 \end{bmatrix}$ $20 \text{ (Sec)} \leq t \leq 100 \text{ (Sec)}$ $U_c = \begin{bmatrix} 20 \text{ m/s}^2 \\ 30 \text{ m/s}^2 \end{bmatrix}$ $100 \text{ (Sec)} \leq t \leq 300 \text{ (Sec)}$	STD	AUG-EKF	۱/۰۶*۱۰ ^۵	۱/۹۳*۱۰ ^۵	۱۱۹۱	۲۱۱۰	۷/۴۳	۱۱/۷۳	۲/۱۲*۱۰ ^۵
		AUG-UKF	۱/۰۶*۱۰ ^۵	۱/۹۳*۱۰ ^۵	۱۱۹۱	۲۱۱۰	۷/۴۳	۱۱/۷۳	۲/۱۲*۱۰ ^۵
		Adaptive AUG-UKF	۷۱۵/۵۶	۶۶۶/۴۰	۵۷/۲۹	۳۴/۷۶	۳/۹۶	۴/۱۸	۸۹۱/۴۱
		Improvement (%)	۹۹/۳۲	۹۹/۶۵	۹۵/۲۱	۹۸/۳۸	۴۶/۲۴	۶۴/۳۶	۹۹/۵۷
	MAE	AUG-EKF	۸/۲۷*۱۰ ^۴	۱/۵۳*۱۰ ^۵	۹۹۷/۲	۲۰۱۳/۹	۶/۷۲	۱۷/۲۲	۱/۷۴*۱۰ ^۵
		AUG-UKF	۸/۲۷*۱۰ ^۴	۱/۵۳*۱۰ ^۵	۹۹۷/۱	۲۰۱۳/۰	۶/۷۲	۱۷/۲۲	۱/۷۴*۱۰ ^۵
		Adaptive AUG-UKF	۴۵۶/۷۲	۴۰۷/۲۶	۳۵/۶	۲۲/۲	۲/۳۰	۲/۱۹	۶۲۴/۸۶
		Improvement (%)	۹۹/۴۴	۹۹/۷۳	۹۶/۴۳	۹۸/۹۴	۶۵/۷۷	۸۷/۲۸	۹۹/۶۴
	MSE	AUG-EKF	۱/۶۸*۱۰ ^{۱۰}	۵/۸*۱۰ ^{۱۰}	۱/۸۹*۱۰ ^۶	۸/۰۸*۱۰ ^۶	۵۹/۹۴	۴۱۰/۱۷	۷/۵۷*۱۰ ^{۱۰}
		AUG-UKF	۱/۶۸*۱۰ ^{۱۰}	۵/۸*۱۰ ^{۱۰}	۱/۸۹*۱۰ ^۶	۸/۰۷*۱۰ ^۶	۵۹/۹۴	۴۰۹/۹۴	۷/۵۷*۱۰ ^{۱۰}
		Adaptive AUG-UKF	۶۶/۷*۱۰ ^۴	۵۱/۷*۱۰ ^۴	۳۸۶۰	۱۲۸۲	۱۷/۴۴	۲۲/۱۸	۱/۱۸*۱۰ ^۶
		Improvement (%)	۹۹/۹۹	۹۹/۹۹	۹۹/۷۹	۹۹/۹۸	۷۰/۹۰	۹۴/۵۹	۹۹/۹۹

در مختصات کارتزین را به همراه مقادیر خطا تخمین با روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها نشان می‌دهد. چنانچه از این شکل مشخص است به علت افزایش تصاعدی میزان خطای

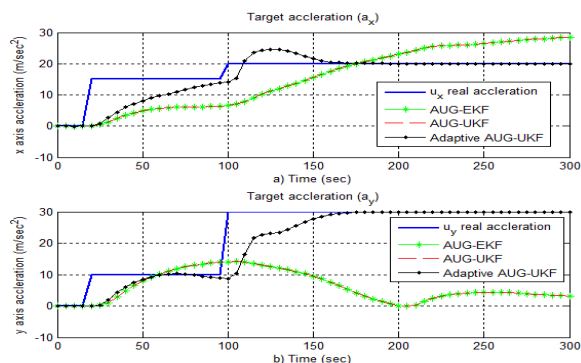
ماتریس‌های کواریانس نوین فرآیند و اندازه‌گیری و نیز زمان نمونه‌برداری مانند دو سناریوی اول و دوم تعریف شده است. شکل (۱۱) مشخصات حرکتی هدف در راستای محورهای x و y

ولیکن به علت محدودیت نمایش در شکل (۱۱) این واگرایی به خوبی مشخص نمی‌گردد. جهت وضوح بیشتر در نحوه عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها در بازه زمانی ۹۰ الی ۱۱۰ ثانیه که بازه تغییرات دوم شتاب است در شکل‌های (۱۱-*e*) و (۱۱-*f*) قابل رویت است.



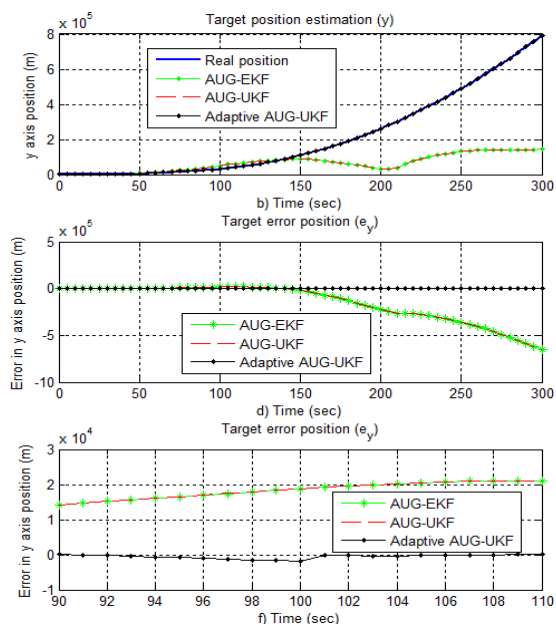
شکل (۱۱): جابجایی هدف در راستای محورهای x و y و تخمین روش پیشنهادی $AUG-UKF$ تطبیقی در مقایسه با روش‌های $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ به همراه مقادیر خطای ردیابی در سناریوی شتاب بالای هدف (سناریوی ۳)

مشاهده رادار را حول مسیر واقعی در شکل (۱۳) نمایش می‌دهد این خطوط انحراف چند صد متری حول مسیر واقعی در ابتدای مسیر حرکت هدف و انحراف چند ده کیلومتری در انتهای مسیر حرکت را نشان می‌دهد. این موضوع افزایش خطای مشاهده رادار علت اصلی ناتوانی و واگرایی دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در مقایسه با روش پیشنهادی این مقاله است. جهت نمایش ردیابی موفق روش پیشنهادی بخش پایانی ردیابی روی شکل (۱۳) بزرگ‌نمایی شده است.



شکل (۱۲): نمودار مانور هدف در لحظه $t = 20$ (Sec) و لحظه $t = 100$ (Sec) و چگونگی تخمین شتاب هدف با استفاده از روش پیشنهادی و مقایسه آن با دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$

مشاهده رادار در طول محورهای مختصاتی، دو روش $AUG-UKF$ و $AUG-EKF$ دیگر قادر به رهگیری هدف نبوده و نتایج تخمین این دو روش، واگرایی را در ردیابی نشان می‌دهد. واگرایی خطاها با روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در شکل (۱۱-*c*) و (۱۱-*d*) از همان لحظات ابتدایی شروع مانور یعنی ثانیه ۲۰ آغاز شده



همچنین شکل (۱۲) نمودار شتاب واقعی هدف و تخمین‌های صورت پذیرفته با روش‌های مختلف را نشان می‌دهد. به علت استفاده از خاصیت تطبیق در روش پیشنهادی، همگرایی در تخمین‌ها در روش پیشنهادی وجود دارد حال آن‌که دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ در اولین دامنه پرش شتاب هدف ردیابی را با تاخیر صورت می‌دهد ولیکن از تعقیب پله دوم شتاب که مانور بالا محسوب می‌گردد عاجز بوده و نتایج واگرایی را نشان می‌دهد. تفاوت مهم دیگر این سناریو علاوه بر بالا بودن سطح شتاب با دو سناریو اول و دوم، در دو پله‌ای بودن سطح شتاب است. لذا دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ که از موضوع تطبیق در الگوریتم خود بهره نمی‌برند سعی در رسیدن بسیار کند به سطح شتاب اول را دارند که شتاب دوم آغاز می‌گردد. این کندی همگرایی باعث از دست رفتن مسیر صحیح هدف در شکل (۱۱) می‌گردد. نتایج عددی حاصل از روش پیشنهادی در این سناریوی با مانور بالا به علت واگرایی نتایج دو روش دیگر قابل نمایش نیست. سناریوی سوم

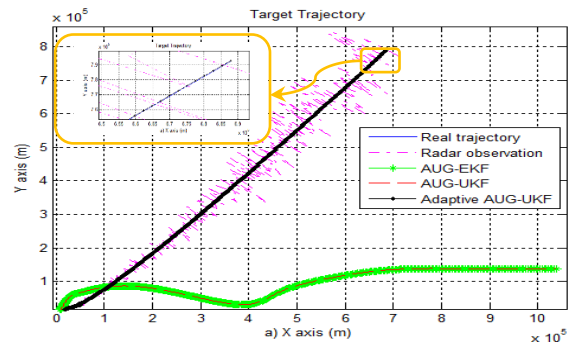
شکل (۱۳) مسیر حرکت هدف در مختصات دو بعدی را به همراه مشاهدات رادار و نیز ردیابی صورت پذیرفته با روش پیشنهادی و واگرایی ردیابی با دو روش $AUG-EKF$ و $AUG-UKF$ را نشان می‌دهد. خطوط صورتی رنگ خطاهای

اجرای برنامه ردیابی اهداف راداری مانور بالا با در نظر گرفتن سناریوهای متفاوت مانور هدف بر اساس روش تکرار مونت کارلو، نتایج فوق العاده روش پیشنهادی را نشان می دهد. این نتایج بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی که در جدول (۱) بیان گردید میانگین درصد بهبود بیش از ۷۰ درصد در سناریو مانور پائین و بیش از ۹۰ درصد بهبود در سناریوی مانور متوسط را نشان می دهد.

در خصوص سناریوی مانور بالا چنانچه در شکل (۱۱) مشاهده گردید جابجایی هدف در مدت کوتاهی به چندین کیلومتر می رسد لذا سهم خطاهای مشاهدات رادار روی محورهای مختصات کارتیزین بسیار زیاد شده به گونه ای که دو روش *AUG-EKF* و *AUG-UKF* با مشکل واگرایی مواجه می گردند. علت دیگر واگرایی سایر روش های غیرخطی و ناتوانی این دسته از روش ها در ره گیری مناسب مانور هدف که در شکل (۱۳-۱۱) نشان داده شده است کوچک شدن گام های به روزرسانی بهره فیلتر کالمن است. این مسئله به خصوص در سناریوهایی که مانور هدف بالا و با تغییرات پله ای روبرو است حادث می شود، نتایج شبیه سازی در سناریو مانور بالای شماره سه، نشان دهنده نتایج فوق العاده مناسب روش پیشنهادی است.

۷- منابع

- [1] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, "Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms, and Software," Wiley: New York, NY, USA, 2001.
- [2] T. C. Wang and P. K. Varshney, "A tracking algorithm for maneuvering targets," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 29, no. 3, pp. 910-924, 1993.
- [3] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," IEEE T. Aerosp. Electron. Syst., vol. 6, pp. 473-483, 1970.
- [4] S. Jia, Y. Zhang, and G. Wang, "Highly maneuvering target tracking using multi-parameter fusion singer model," Journal of Syst. Engineering and Electronics, vol. 28, no. 5, pp. 841-850, 2017.
- [5] H. Zhou and K. S. P. Kumar, "A "current" statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets," AIAA J. Guid., pp. 596-602, 1984.
- [6] J. D. Kendrick, P. S. Maybeck, and J. G. Reid, "Estimation of aircraft target motion using orientation measurements," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 17, pp. 254-260, 1981.
- [7] X. R. Li and V. P. Jilkov, "A survey of maneuvering target tracking-Part VIa: Density-based exact nonlinear filtering," SPIE Defense Secur. Sens. Int. Soc. Opt. Photon., 2010.
- [8] P. S. Maybeck, W. H. Worsley, and P. M. Flynn, "Investigation of constant turn-rate dynamics models in filters for airborne vehicle tracking. Proc. NAECON, pp. 896-903, 1982.
- [9] Y. Bar-Shalom, "Multitarget-Multisensor Tracking: Advanced Applications," Artech House: Norwood, MA, USA, 1990.
- [10] G. Zhai, H. Meng, and X. Wang, "A Constant Speed Changing Rate and Constant Turn Rate Model for Maneuvering Target Tracking," Sensors, vol. 14, no. 3, pp. 5239-5253, 2014.



شکل (۱۳): تخمین مسیر حرکتی هدف با روش پیشنهادی *AUG-UKF* تطبیقی در مقایسه با روش های *AUG-EKF* و *AUG-UKF* در سناریوی مانور بالا (سناریوی سوم)

۶- نتیجه گیری

یک مسئله اساسی در خصوص بسیاری از روش های تخمین و پیش بینی شتاب هدف شامل روش های حالت افزوده و یا روش های به کارگیری یک فیلتر موازی برای تخمین شتاب هدف، شبیه سازی های هدف در مختصات کارتیزین است این موضوع باعث شده به کارگیری آنها در مختصات راداری با دشواری روبرو گردد. بر این اساس در محیط عملیاتی ردیابی اهداف راداری مانور بالا، به خصوص در مانورهایی که هدف در حال دور شدن از محل رادار هستند، سهم خطای مشاهدات رادار روی محورهای کارتیزین به شکل دائمی رو به افزایش باشد این موضوعی است که بسیاری از شبیه سازی های صورت پذیرفته در مقالات موجود که خطای مشاهدات با کواریانس ثابتی بر روی محورهای مختصات کارتیزین لحاظ می گردد را با چالش جدی مواجه می سازد. از طرفی به کارگیری مدل سازی مشاهدات رادار در مختصات قطبی باعث غیرخطی شدن روابط شده که نیاز به روش های تخمین و ردیابی غیرخطی مانند فیلتر کالمن توسعه یافته و یا فیلتر کالمن خنثی را ایجاد می نماید فیلتر کالمن خنثی به علت استفاده از ممان های مرتبه سوم نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته عملکرد بهتری داشته و نیز مشکلات واگرایی در فیلتر کالمن توسعه یافته را به علت عدم نیاز به محاسبه ماتریس ژاکوبین، ندارد. با این وجود به کارگیری فیلتر کالمن خنثی در مختصات قطبی برای اهداف راداری مانور بالا مشکل عدم همگرایی سریع را دارد.

روش پیشنهادی در این مقاله به کارگیری ایده حالت افزوده در مختصات قطبی به ره گیری اهداف راداری مانور بالا بر اساس فیلتر کالمن خنثی پرداخته است این ایده باعث افزوده شدن بردار شتاب هدف به بردار حالت شده مدل معادله حرکت هدف را به شکل استاندارد بیضی را می آورد. این امر به تخمین هم زمان بردار حالت و بردار شتاب هدف توسط فیلتر پیشنهادی منجر شده حجم محاسبات را کاهش می دهد.

روش پیشنهادی با به کارگیری روش های اصلاح ماتریس کواریانس تخمین، معضل عدم همگرایی را برطرف نموده است

- [30] F. C. Schwegge, "Uncertain Dynamic Systems," Prentice-Hall, 1973.
- [31] A. Karsaz and H. Khaloozadeh, "An optimal two-stage algorithm for highly maneuvering targets tracking," *Signal Processing*, vol. 89, pp. 532-547, 2009.
- [32] H. Khaloozadeh and A. Karsaz, "High maneuvering target tracking," *J. Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers (IAEEE)*, vol. 3, no. 1, pp. 22-34, 2006. (in Persian)
- [33] E. Grossi, M. Lops, and L. Venturino, "A heuristic algorithm for track-before-detect with thresholded observations in radar systems," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 20, no. 8, pp. 811-814, 2013.
- [34] E. Grossi, M. Lops, and L. Venturino, "A novel dynamic programming algorithm for track-before-detect in radar systems," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 10, pp. 2608-2619, 2013.
- [35] B. K. Habtemariam, R. Tharmarasa, and T. Kirubarajan, "PHD filter based track-before-detect for MIMO radars," *Signal Processing*, vol. 92, no. 3, pp. 667-678, 2012.
- [36] Y. Wang and Y. Cao, "Coordinated Target Tracking via a Hybrid Optimization Approach," *Sensors*, vol. 17, no. 3, p. 472, 2017.
- [37] L. Zhu and X. Cheng, "High manoeuvre target tracking in coordinated turns," *IET Radar, Sonar & Navigation*, vol. 9, no. 8, pp. 1078-1087, 2015.
- [38] M. Mohammadi and H. Gholizade-Narm, "Adaptation of the noise covariance in extended Kalman filter applied on bearing only target tracking using indirect recursive method," *Iranian J. Cont.*, vol. 10, no. 2, pp. 14-31, 2016. (in Persian)
- [39] Z. Beheshtipour and H. Khaloozadeh, "An innovative fuzzy covariance presetting for high maneuvering target tracking problems," In *Conf. Control and Decision*, pp. 5623-5628, 2009.
- [40] C. Magnan, A. Giremus, E. Grivel, L. Rattou, and B. Joseph, "Bayesian non-parametric methods for dynamic state-noise covariance matrix estimation: Application to target tracking," *Signal Processing*, vol. 127, pp. 135-150, 2016.
- [41] M. Bahari, A. Karsaz, and M. Naghibi-S, "Intelligent Error Covariance Matrix Resetting for Maneuver Target Tracking," *Journal of Applied Sciences*, vol. 8, no. 12, pp. 2279-2285, 2008.
- [42] Z. Zhang, J. Zhang, Q. Zhou, and X. Li, "Multi-Target Angle Tracking Algorithm for Bistatic Multiple-Input Multiple-Output (MIMO) Radar Based on the Elements of the Covariance Matrix," *Sensors*, vol. 18, no. 3, p. 805, 2018.
- [43] R. Gholami and M. Okhovat, "Designing radar and IR sensors data fusion system for target tracking in noise jamming conditions," *J. Elect. Cyber Defence*, vol. 3, pp. 1-10, 2017. (in Persian)
- [44] Y. Guo, "The Tracking Algorithm of Reentry Ballistic Target," *Journal of Information and Computational Science*, vol. 11, no. 12, pp. 4267-4276, 2014.
- [45] B. Zheng, P. Fu, B. Li, and X. Yuan, "A Robust Adaptive Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation with Uncertain Noise Covariance," *Sensors*, vol. 18, no. 3, p. 808, 2018.
- [46] I. Kudryavtseva and M. Lebedev, "Application of modified unscented kalman filter and unscented particle filter to solving tracking problems," *Civil Aviation High Technologies*, vol. 21, no. 2, pp. 8-21, 2018.
- [47] F. Deng, J. Chen, and C. Chen, "Adaptive unscented Kalman filter for parameter and state estimation of nonlinear high-speed objects," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, vol. 24, no. 4, pp. 655-665, 2013.
- [11] Y. Yang, J. Nan, S. Wang, Z. Zhuo, X. Fan, and J. Huang, "AFAKF for manoeuvring target tracking based on current statistical model," *IET Science, Measurement & Technology*, vol. 10, no. 6, pp. 637-643, 2016.
- [12] A. Karsaz and H. Khaloozadeh, "An optimal two-stage algorithm for highly maneuvering targets tracking," *Signal Processing*, vol. 89, pp. 532-547, 2009.
- [13] R. Tou and J. Zhang, "IMM approach to state estimation for systems with delayed measurements," *IET Signal Processing*, vol. 10, no. 7, pp. 752-757, 2016.
- [14] X. R. Li and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking," Part I. Dynamic models, *IEEE T. Aero. Elec. Sys.*, vol. 39, pp. 1333-1364, 2003.
- [15] 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*, vol. 58, pp. 298-305, 2016.
- [16] A. Meche, M. Dahmani, M. Keche, and A. Ouamri, "Pseudo steady state filters for target tracking with polar measurements," *Aerospace Science & Technology*, vol. 43, pp. 14-15, 2015.
- [17] S. Jia, Y. Zhang, and G. Wang, "Highly maneuvering target tracking using multi-parameter fusion singer model," *Journal of Syst. Engineering and Electronics*, vol. 28, no. 5, pp. 841-850, 2017.
- [18] H. Khaloozadeh and A. Karsaz, "Modified input estimation technique for tracking manoeuvring targets," *IET Radar Sonar Navig.*, vol. 3, no. 1, pp. 30-41, 2009.
- [19] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problem," *Trans. of the ASME, Journal of Basic Engineering*, 1960.
- [20] A. J. Haug and 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.
- [21] J. Korn, S. W. Gully, and A. S. Willsky, "Application of the generalized likelihood ratio algorithm to maneuver detection and estimation," In *Proc. American Control Conference*, pp. 792-798, 1982.
- [22] 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.
- [23] P. R. Mahapatra and K. Mehrotra, "Mixed coordinate tracking of generalized maneuvering targets using acceleration and jerk models," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 36, no. 3, pp. 992-1001, 2000.
- [24] 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, 2001.
- [25] 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.
- [26] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation," In *Proc. IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401-422, 2004.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] E. A. Wan and R. V. D. Merwe, "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," In *Proc. Of IEEE Symposium (AS-SPCC)*, Oct. 2000.

High Maneuvering Target Tracking Based on Augmented State Method using Adaptive Unscented Kalman Filter

A. Karsaz*, S. V. Molaei Kaboodan

*Khorasan Institute of Higher Education

(Received: 30/07/2018, Accepted: 13/10/2018)

ABSTRACT

Many high maneuvering target tracking approaches, such as augmented state method, are based on target motion and radar modeling in the Cartesian coordinates. The projected radar observation errors along the Cartesian coordinates are continuously increasing in the target tracking problem in noisy operation environments especially in the high maneuvering situations that the target is moving away from radar location. Whereas, in various simulations that are performed in many papers, these observation errors are considered to have constant covariance values along the Cartesian coordinates. The real radar observation vector including target range and bearing is generally stated in Polar coordinates, and the nonlinearity of the radar observations in the Polar coordinates makes it necessary to implement the nonlinear estimation approaches such as unscented Kalman filter (UKF) or extended Kalman filter (EKF). In this paper, high maneuvering target tracking is performed using the augmented state idea in the Polar coordinates based on UKF. The new proposed method also overcomes the late convergence of estimation and prevents filter divergence using the adaptive covariance matrix approach. The simulation results obtained by the proposed method for both medium and high maneuvering scenarios show more than 90 percent improvement compared with the UKF and EKF algorithms.

Keywords: Unknown Input Estimation, High Maneuvering Target Tracking, Adaptive UKF, Augmented State Approach