Scientific Journal of Radar
Vol. 12, No. 1, Spring and Summer2024, Serial No. 31, pp. 1- 12
ISSN: 2322-4347, E-ISSN: 2980-8979

Reducing the Computational Complexity of the Extended Kalman Filter in Cognitive Radar Target Tracking

H. Asghari, R. Fatemi Mofrad*
* Associate Professor, Electrical and Computer Faculty, Malek Ashtar University of Technology, Tehran,

(Received: 2024/05/01, Revised: 2024/07/31, Accepted: 2024/08/24, Published: 2024/10/01)

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

ABSTRACT

Cognitive radar differs from conventional radar in that it develops behavioral rules through self-organization and continuous interaction with its environment. In traditional target tracking methods, although angle and range measurement errors vary depending on environmental factors and the reflected signals, the measurement noise covariance matrix in standard EKF algorithms is typically assumed to be constant. A common enhancement involves adaptively updating this matrix using endogenous radar data and the impact of the signal-to-noise ratio (SNR) on measurement accuracy. While this improves tracking performance, it also significantly increases computational complexity. This paper proposes a selective update method based on monitoring variations in SNR. A criterion variable is defined and compared to a predefined threshold, allowing the measurement noise covariance matrix to be updated only when necessary. This strategy reduces the computational load while preserving estimation accuracy. The proposed method is evaluated in a simulated target tracking scenario and compared with both conventional EKF and SNR-EKF approaches. Simulation results show that the proposed method achieves a 22% reduction in computational overhead, with only a 4% increase in tracking error compared to the SNR-EKF.

Keywords: Cognitive Radar, Extended Kalman Filter (EKF), Target Tracking, Adaptive EKF, reduced computational complexity

Cite this article: Asghari, H. & Fatemi Mofrad, R., "Reducing the Computational Complexity of the Extended Kalman Filter in Cognitive Radar Target Tracking." *Radar*, vol. 12, no. 1 , pp. 1- 12, 2024.

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

© The Author(s). retain the copyright and full publishing rights

Publisher: Imam Hossein University

Corresponding Author Email: fatemi@mut.ac.ir

"رادار"
سال دوازدهم، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۴۰۳، ص ۱- ۱۲
شاپا الکترونیکی: ۴۰۲۴-۲۳۴۵ شاپا چاپی: ۴۰۳۲-۲۳۴۵

علمی – پژوهشی

کاهش پیچیدگی محاسباتی فیلتر کالمن توسعه‌یافته در رادار رهگیر شناختگر

حمید اصغری[۱]، رضا فاطمی مفرد[۲]*

۱- دانشجوی دکتری، ۲- دانشیار، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۰۶، بازنگری: ۱۴۰۳/۰۵/۰۵، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۲۲، انتشار: ۱۴۰۳/۰۶/۰۱)

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

چکیده

رادار شناختگر با رادار سنتی از طریق توسعه قوانین رفتاری و تصمیم‌گیری خودسازمانده[۱] بر پایه تعامل مداوم با محیط، تفاوت اساسی دارد. در روش‌های مرسوم رهگیری اهداف، باوجود تغییرپذیری خطاهای زاویه‌سنجی و برد ناشی از شرایط محیطی و سیگنال دریافتی، ماتریس نویز اندازه‌گیری در فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) به‌صورت ثابت در نظر گرفته می‌شود. یکی از راهکارهای بهبود عملکرد، به‌روزرسانی تطبیقی این ماتریس با استفاده از اطلاعات درون‌زای مرتبط با نسبت سیگنال به نویز (SNR) است. اگرچه این به‌روزرسانی دقت رهگیری را افزایش می‌دهد، اما باعث رشد قابل‌توجه پیچیدگی محاسباتی می‌شود. در این مقاله، روشی مبتنی بر تحلیل تغییرات SNR ارائه شده است که در آن، با تعریف یک متغیر معیار و مقایسه آن با آستانه‌ای مشخص، از به‌روزرسانی غیرضروری ماتریس نویز اندازه‌گیری جلوگیری می‌شود. این رویکرد باعث کاهش چشمگیر بار محاسباتی الگوریتم در عین حفظ دقت رهگیری می‌گردد. کارایی روش پیشنهادی در یک مسئله رهگیری هدف با استفاده از شبیه‌سازی بررسی شده و نتایج حاصل با فیلترهای EKF مرسوم و SNR-EKF مقایسه شده است. یافته‌ها نشان می‌دهند که در شرایطی که تنها ۴٪ افزایش خطای رهگیری نسبت به SNR-EKF رخداده، حجم محاسبات افزوده به میزان ۲۲٪ کاهش‌یافته است.

کلیدواژه‌ها: رادار شناختگر، فیلتر کالمن توسعه‌یافته، رهگیری هدف، پیچیدگی محاسباتی

۱. مقدمه

یک رادار شناختگر پیامدها را پیش‌بینی کرده و تصمیم‌گیری صریح را انجام می‌دهد، از محیط می‌آموزد و از حافظه برای ذخیره دانش آموخته‌شده استفاده می‌کند. در واقع رادار شناختگر، یک سیستم راداری است که دانش و درک از محیط عملیاتی خود را از طریق تخمین آنلاین، استدلال و یادگیری یا از پایگاه‌های اطلاعاتی کسب می‌کند[۱] . هایکین[۲] به‌عنوان بنیان‌گذار مفهوم رادار شناختگر، در[۲ و ۳] به ویژگی‌های این رادار پرداخته است.

کمیت‌های اندازه‌گیری شده عناصر بردار حالت، به‌صورت غیرخطی با موقعیت اهداف مرتبط هستند که از آن به‌عنوان مدل اندازه‌گیری غیرخطی یاد می‌شود[۴] . غیرخطی‌بودن مدل‌های سیستم

[1] self-organized
[2] Haykin

استناد: اصغری، حمید و فاطمی مفرد، رضا، "کاهش پیچیدگی محاسباتی فیلتر کالمن توسعه‌یافته در رادار ردگیر شناختگر." *رادار*، ۱۲(۱)، ۱- ۱۲، ۱۴۰۳.

DOR: https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23454024.1402.11.2.12.0

© نویسنده(گان) حق نشر و حقوق کامل انتشار را برای خود محفوظ می‌دارند.

ناشر: دانشگاه جامع امام حسین(ع).

رایانامه نویسنده مسئول:fatemi@mut.ac.ir

راداری باعث شده است که فیلترهای کالمن خطی کلاسیک کارایی لازم را نداشته باشند؛ در عوض، فیلترهای غیرخطی مانند EKF[۵]، UKF[1][۶ و ۷] و PF[2][۸] به طور گسترده‌ای در این موارد استفاده می‌شود.

در مراجع[۹ و ۱۰] بر اساس تحلیل تغییرات ماتریس ژاکوبین تابع تبدیل غیرخطی در مدل‌های اندازه‌گیری، روش بهینه کاهش پیچیدگی محاسباتی قابل‌استفاده در انواع فیلتر کالمن ارائه شده است. یک روش کارآمد ادغام عددی برای مدل دینامیک پیوسته غیرخطی نیز در مرجع[۱۱] پیشنهاد شده است. بااین‌حال، این ایده برای سامانه‌های گسسته همان‌طور که در این مقاله در نظر گرفته شده است مفید نیست. در مرجع[۱۲] مسئله حجم محاسبات در پلتفرم‌های باقدرت پردازش کم، جهت پیاده‌سازی EKF و UKF بلادرنگ مورد بحث قرار گرفته است.

مقاله[۱۳] یک رویکرد تطبیقی پیشنهاد می‌کند که در آن ماتریس‌های کوواریانس نویز فرایند (Q) و نویز اندازه‌گیری (R) بر اساس نوآوری تخمین زده می‌شوند. در مقاله [۱۴] نیز راهکاری برای طراحی Evolved EKF در موارد عدم آگاهی از کوواریانس اندازه‌گیری معرفی شده است.

ساختار ادامه مقاله بدین صورت است: روابط فیلتر کالمن توسعه‌یافته کلاسیک در بخش ۲ ارائه شده است. در بخش ۳ روش پیشنهادی ما شامل نسخه بهبودیافته EKF در رادار شناختگر و الگوریتم کنترل بار محاسباتی توضیح داده شده است. توصیف سیستم رادار و مدل‌های شبیه‌سازی شده به همراه نتایج تحلیلی آن در بخش ۴ تشریح شده است. نتیجه‌گیری در بخش ۵ ارائه شده است.

۲. فرمول‌بندی مسئله

مدل حرکت هدف در فضای ۳ بعدی با روابط زیر تشریح می‌شود[۱۵ و ۱۶]:

$$\boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{W}_{k-1} \quad (۱)$$

که در آن $\boldsymbol{X}_k = [x_k, \dot{x}_k, \ddot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, \ddot{y}_k, z_k, \dot{z}_k, \ddot{z}_k]^T$ بردار حالت هدف در زمان k مشتمل بر اطلاعات موقعیت (x_k, y_k, z_k)، سرعت $(\dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k)$ و شتاب $(\ddot{x}_k, \ddot{y}_k, \ddot{z}_k)$ است. $\boldsymbol{F}$ ماتریس انتقال حالت هدف و $\boldsymbol{W}_k \sim \boldsymbol{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{Q}_k)$ نویز مدل با ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{Q}_k$ است. نویز مدل که یک نویز سفید، ناهمبسته و دارای میانگین صفر در نظر گرفته می‌شود، نشان‌دهنده میزان خطا در مدل استفاده شده برای توصیف سیستم است. همچنین داریم:

$$E[\boldsymbol{W}_k \boldsymbol{W}_j^T] = \boldsymbol{Q}_k \delta_{k-j} \quad (۲)$$

$$\boldsymbol{F} = \mathbf{I_3} \otimes \begin{bmatrix} 1 & T_s & \frac{T_s^2}{2} \\ 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (۳)$$

$$\boldsymbol{Q} = \mathbf{I_3} \otimes \sigma_j^2 \begin{bmatrix} \frac{T_s^5}{20} & \frac{T_s^4}{8} & \frac{T_s^3}{6} \\ \frac{T_s^4}{8} & \frac{T_s^3}{3} & \frac{T_s^2}{2} \\ \frac{T_s^3}{6} & \frac{T_s^2}{2} & T_s \end{bmatrix} \quad (۴)$$

که در آن $\mathbf{I_3}$ ماتریس قطری 3×3، $\otimes$ ضرب Kronecker و T فاصله‌های زمانی اندازه‌گیری است. در این مدل، فرض می‌شود که هدف دارای شتاب تقریباً ثابت است و تنها عامل تصادفی مؤثر، jerk (مشتق سوم مکان یا تغییرات ناگهانی در شتاب) است که به‌صورت نویز سفید گاوسی با میانگین صفر و واریانس σ_j^2 مدل‌سازی شده است ([۱۷]).

در رهگیری سه‌بعدی هدف توسط سیستم راداری، پس از پردازش سیگنال، اطلاعات هدف در مختصات کروی به‌صورت $\boldsymbol{Z}_k^{3D} = [r_k, \theta_k, \phi_k]^T$ محاسبه می‌شود که در آن:

$$r_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} \quad (۵)$$

$$\theta_{\mathrm{k}} = \operatorname{atan}\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \quad (۶)$$

$$\phi_k = \operatorname{atan}(z_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2}) \quad (۷)$$

در روابط فوق r_k، θ_k و ϕ_k به ترتیب برابر است با برد، سمت و ارتفاع هدف در مختصات کروی و x_k، y_k و z_k مختصات هدف در دستگاه کارتزین برای زمان k است.

مقادیر اندازه‌گیری در زمان k، از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}_k \boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{V}_k \quad (۸)$$

در این سیستم، $\boldsymbol{V}_k \sim \boldsymbol{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{R}_k)$ بردار نویز اندازه‌گیری مربوطه است. این نویز مانند $\boldsymbol{W}_k$، سفید، ناهمبسته و دارای میانگین صفر و ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{R}_k$ است و برای آن داریم:

$$E[\boldsymbol{V}_k \boldsymbol{V}_j^T] = \boldsymbol{R}_k \delta_{k-j} \quad (۹)$$

$$E[\boldsymbol{V}_k \boldsymbol{W}_j^T] = 0 \quad (۱۰)$$

$\boldsymbol{H}_k$ ماتریس اندازه‌گیری است که بایستی از رابطه غیرخطی $h_k(\boldsymbol{X}_k)$ خطی‌سازی شود. ماتریس مشتقات جزئی $\boldsymbol{H}_k$ به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\boldsymbol{H}_k = h_k(\boldsymbol{X}_k) = \frac{\partial h_k}{\partial X}|_{\bar{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}} =$$

[1] Unscented Kalman Filter

[2] Particle Filter

$$\begin{bmatrix} H_{11} & 0 & 0 & H_{14} & 0 & 0 & H_{17} & 0 & 0 \\ H_{21} & 0 & 0 & H_{24} & 0 & 0 & H_{27} & 0 & 0 \\ H_{31} & 0 & 0 & H_{34} & 0 & 0 & H_{37} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (۱۱)$$

$$H_{11} = \frac{\partial r_k}{\partial x_k} = \frac{x_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2+z_k^2}} \quad (۱۲)$$

$$H_{14} = \frac{\partial r_k}{\partial y_k} = \frac{y_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2+z_k^2}} \quad (۱۳)$$

$$H_{17} = \frac{\partial r_k}{\partial z_k} = \frac{z_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2+z_k^2}} \quad (۱۴)$$

$$H_{21} = \frac{\partial \theta_k}{\partial x_k} = \frac{-y_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2}} \quad (۱۵)$$

$$H_{24} = \frac{\partial \theta_k}{\partial y_k} = \frac{x_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2}} \quad (۱۶)$$

$$H_{27} = \frac{\partial \theta_k}{\partial z_k} = 0 \quad (۱۷)$$

$$H_{31} = \frac{\partial \phi_k}{\partial x_k} = \frac{-x_k z_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2}(x_k^2+y_k^2+z_k^2)} \quad (۱۸)$$

$$H_{34} = \frac{\partial \phi_k}{\partial y_k} = \frac{-y_k z_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2}(x_k^2+y_k^2+z_k^2)} \quad (۱۹)$$

$$H_{37} = \frac{\partial \phi_k}{\partial z_k} = \frac{\sqrt{x_k^2+y_k^2}}{x_k^2+y_k^2+z_k^2} \quad (۲۰)$$

در EKF مرسوم، مقادیر کوواریانس خطای اندازه‌گیری ثابت در نظر گرفته شده است.

$$\boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\phi^2 \end{bmatrix} \quad (۲۱)$$

که در آن σ_r^2، σ_θ^2 و σ_ϕ^2، به ترتیب واریانس خطای اندازه‌گیری رنج، زاویه سمت و ارتفاع هستند.

محاسبات مربوط به فیلتر کالمن توسعه‌یافته، به دوفاز به‌روزرسانی زمان و به‌روزرسانی اندازه‌گیری تقسیم می‌شوند.

فاز اول: به‌روزرسانی زمان

فرض می‌کنیم تخمین $\boldsymbol{X}_{k-1}$ در لحظه $k-1$ در دسترس و برابر $\widehat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1}$ است. به‌این‌ترتیب، تخمین $\boldsymbol{X}_k$ با استفاده از اندازه‌گیری‌ها تا لحظه $k-1$ به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} = \boldsymbol{F}_{k-1}\widehat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1} \quad (۲۲)$$

این مرحله را به‌روزرسانی زمان می‌گویند. در این مرحله از اطلاعات مربوط به مدل سیستم برای به‌دست‌آوردن تخمین استفاده می‌کنیم. ماتریس کوواریانس خطای تخمین نیز به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^T + \boldsymbol{Q}_{k-1} \quad (۲۳)$$

فاز دوم: به‌روزرسانی اندازه‌گیری

در مرحله به‌روزرسانی زمان، تنها از مشخصات و مدل سیستم استفاده کردیم. اکنون باید بر اساس اندازه‌گیری انجام شده در لحظه k، تخمین خود را بهبود دهیم. به این مرحله، به‌روزرسانی اندازه‌گیری گفته می‌شود. تأثیر اندازه‌گیری جدید بر روی تخمین به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k} = \widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k\left(\boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}\right) \quad (۲۴)$$

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^T\boldsymbol{S}_k^{-1} \quad (۲۵)$$

$$\boldsymbol{S}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^T + \boldsymbol{R}_k \quad (۲۶)$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k]\boldsymbol{P}_{k|k-1} \quad (۲۷)$$

الگوریتم EKF مرسوم به‌صورت جدول (۱) است:

جدول (۱). الگوریتم EKF مرسوم

۰- مقداردهی اولیه بردار حالت $\widehat{\boldsymbol{X}}_{0|0}$ و ماتریس کوواریانس خطای تخمین $\boldsymbol{P}_{0|0}$
۱- تخمین بردار حالت $\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$ از بردار حالت در لحظه $k-1$ ($\widehat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1}$)
۲- محاسبه ماتریس کوواریانس خطای تخمین $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$
۳- محاسبه ماتریس مشاهده $\boldsymbol{H}_k$
٤- محاسبه ماتریس بهره کالمن $\boldsymbol{K}_k$
٥- اصلاح نتایج تخمین $\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k}$ و $\boldsymbol{P}_{k|k}$
٦- بازگشت به مرحله ۱ برای نمونه بعدی
۷- بازگشت به مرحله ۱ برای لحظه بعدی

۳. بهره‌مندی از SNR اهداف به‌عنوان اطلاعات درون‌زا در رادار شناختگر

در فیلتر کالمن باید از ماتریس کوواریانس نویز مدل ($\boldsymbol{Q}$) و ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری ($\boldsymbol{R}$) اطلاع داشت. ماتریس $\boldsymbol{R}$ با میزان دقت اندازه‌گیری رابطه عکس دارد. افزایش این ماتریس به این معنی است که اعتماد به داده‌های اندازه‌گیری کم است و تأثیر داده‌های اندازه‌گیری بر به روزکردن حالت‌ها کمتر می‌شود. ماتریس $\boldsymbol{Q}$، عکس میزان دقت مدل سیستم را نشان می‌دهد. افزایش این ماتریس به این معنی است که اعتماد به مدل سیستم کم است و تأثیر داده‌های اندازه‌گیری بر به روزکردن مدل بیشتر می‌شود. درصورتی‌که کوواریانس‌های $\boldsymbol{R}$ و $\boldsymbol{Q}$ صحیح باشد، در فیلتر کالمن بهینه، بهره‌ی K به‌صورت بهینه محاسبه می‌شود. هرچه $\boldsymbol{R}$ و $\boldsymbol{Q}$ از مقدار حقیقی خودش فاصله داشته باشد، بهره‌ی $\boldsymbol{K}$ نامناسب‌تر است که این مسئله فرایند تخمین حالت را با مشکل مواجه می‌کند؛ همین رفتار برای فیلتر زیر بهینه EK متصور است. برای مقابله با این مشکل روش‌های متفاوتی ارائه شده است که

یکی از مهم‌ترین آنها، روش‌های تطبیقی است. در این روش‌ها هم‌زمان با تخمین حالت، ماتریس‌های کوواریانس $\boldsymbol{R}$ و $\boldsymbol{Q}$ به‌صورت روابط بازگشتی با منطق خاصی اصلاح می‌شوند و بدین ترتیب خطای تخمین حالت کاهش می‌یابد. یکی از روش‌های معروف تطبیقی روش‌های مبتنی بر دنباله ابداع است. در این روش‌ها با استفاده از مقایسه‌ی دو کوواریانس واقعی و تخمینی مربوط به دنباله ابداع، راهکاری برای اصلاح $\boldsymbol{R}$ و $\boldsymbol{Q}$ پیشنهاد می‌شود.

۳-۱. تحلیل SNR و رابطه آن با خطاهای اندازه‌گیری

بر اساس مرجع[۱۸] رابطه بین سطح سیگنال به نویز دریافتی از هدف بر حسب عامل‌های هدف و مشخصات رادار عبارت است از:

$$SNR = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 k_1 T_0 B F L r^4} \qquad (۲۸)$$

که در آن r برابر برد هدف، P_t توان ارسالی رادار، G_t بهره آنتن در ارسال، G_r بهره آنتن در دریافت، λ طول‌موج سیگنال ارسالی، σ سطح مقطع راداری هدف، B پهنای باند گیرنده، F عدد نویز گیرنده، L تلفات رادار، K_1 ثابت بولتزمن و T_0 دمای استاندارد اتاق است.

در رادار رهگیر مونو پالس خطای زاویه‌سنجی ناشی از نویز حرارتی گیرنده برابر است با

$$\sigma_\phi = \frac{BW}{K_m \sqrt{2SNR}} \qquad (۲۹)$$

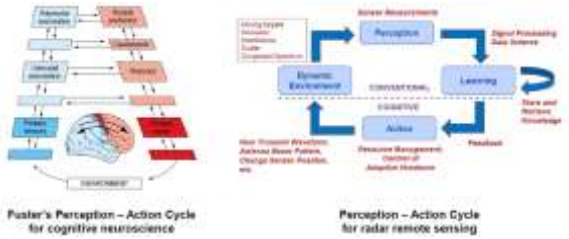
که در آن BW عرض بیم $3\ dB$ و K_m ضریب مونو پالس است. خطای برد ناشی از نویز حرارتی گیرنده برابر است با

$$\sigma_r = \frac{c}{2B_S \sqrt{2SNR}} \qquad (۳۰)$$

که در آن B_S پهنای باند سیگنال و c سرعت انتشار موج الکترومغناطیسی است. لازم به ذکر است که خطای زاویه‌سنجی در عمل فقط تابع SNR نیست؛ بلکه عواملی مانند گلینت[1]، نویز کوانتیزاسیون، خطای کوانتیزاسیون، عدم تعادل فاز و دامنه، چندمسیری، جیتر[2] فرستنده، کوپلینگ[3] برد - سرعت و... نیز مؤثر است؛ ولی نویز حرارتی اصلی‌ترین عامل است.

۳-۲. محاسبه ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری در رادار شناختگر

رادار شناختگر بر اساس مفهوم چرخه ادراک - عمل[4] کار می‌کند. این چرخه یک جریان حلقه بسته (حلقه بازخورد[5]) اطلاعات از محیط به رادار (ادراک) است و با تغییر رفتار نسبت به محیط اقدام می‌کند (عمل). این ایده کلیدی در این چرخه گنجانده شده است که شناخت یک فرایند تعاملی[6] است، طوری که رادار شناختگر باید در اثر محرک‌های بیرونی رفتار خود را به‌نوعی تغییر دهد[۱۹]. در شکل (۱) تشابهات بین چرخه ادراک - عمل در علم عصب‌شناسی و توصیف عملکرد یک سیستم راداری مشاهده می‌شود که در آن اندازه‌گیری‌های رادار جهت بهبود رهگیری در الگوریتم پیشنهادی گنجانده شده است.



شکل (۱). چرخه ادراک - عمل (PAC)؛ شکل سمت چپ: علوم عصب‌شناسی و شکل سمت راست: سیستم راداری[۱۹]

باتوجه‌به مرجع[۲۰] به‌منظور استفاده از SNR به‌عنوان اطلاعات درون‌زا، لازم است این عامل در بردار حالت و طبیعتاً در سایر ماتریس‌ها گنجانده شود؛ بنابراین بردار حالت و بردار اندازه‌گیری با روابط زیر بازنویسی شده‌اند:

$$\boldsymbol{X}_k = [x_k, \dot{x}_k, \ddot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, \ddot{y}_k, z_k, \dot{z}_k, \ddot{z}_k, snr_k]^T \qquad (۳۱)$$

$$\boldsymbol{Z}_k = [r_k, \theta_k, \phi_k, \widehat{snr}_k]^T \qquad (۳۲)$$

که در بردار حالت، snr_k مقدار واقعی و در بردار اندازه‌گیری، $\widehat{snr}_k$ مقدار اندازه‌گیری شده SNR است. بر اساس روابط EKF [۱۵] و همچنین روابط خطاهای رهگیری مونو پالس[۱۸] می‌توان نوشت:

$$\boldsymbol{R}_k = \begin{bmatrix} \sigma_{r_k}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_k}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\phi_k}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\widehat{snr}_k}^2 \end{bmatrix} \qquad (۳۳)$$

$$\boldsymbol{R}_k = \begin{bmatrix} \frac{c^2}{8B_S^2 snr_k} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{BW_\theta^2}{2K_m^2 snr_k} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{BW_\phi^2}{2K_m^2 snr_k} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{snr_k}^2 \end{bmatrix} \qquad (۳۴)$$

که در آن BW_θ و BW_ϕ به ترتیب عرض بیم $3\ dB$ در سمت و ارتفاع و $\sigma_{snr_k}^2$ واریانس خطای اندازه‌گیری SNR است. به‌این‌ترتیب می‌توان کوواریانس نویز اندازه‌گیری را به‌صورت شناختی از اطلاعات موجود محاسبه کرده و در روابط تخمین‌گر بکار بست؛ ازاین‌رو این روش SNR-EKF نام‌گذاری شده است[۲۰].

[1] glint
[2] jitter
[3] coupling
[4] Perception Action Cycle (PAC)
[5] feedback loop
[6] interactive

۳-۳. الگوریتم پیشنهادی کاهش حجم محاسبات

در عمل، المان‌های ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری در پله‌های زمانی متوالی، بسیار آرام تغییر می‌کند و بنابراین به‌روزرسانی آنها در هر پله زمانی k موجب افزایش محاسبات غیرضروری، بدون داشتن بهبود قابل‌ملاحظه در خطاهای تخمین می‌شود. در چنین مواردی، محاسبه و به‌روزرسانی المان‌ها ممکن است تنها در مراحل مشخصی از حلقه الگوریتم مطلوب باشد؛ بنابراین با دانش قبلی از مقدار کوواریانس خطاهای اندازه‌گیری و میزان نوسانات SNR، می‌توان به‌روزرسانی المان‌ها را در گام‌های خاصی انجام داد.

همان‌طور که اشاره شد، الگوریتم SNR-EKF نسبت به الگوریتم استاندار، به محاسبات بیشتری نیاز دارد؛ ازاین‌رو در ادامه با تحلیل روابط ریاضی، راهکاری ارائه می‌کنیم که بتوان مقدار محاسبات افزوده شده را کنترل کرد. سپس با استفاده از شبیه‌سازی روابط استخراج شده در یک رادار مشخص، میزان بهبود دقت‌ها و همچنین محاسبات افزوده شده، مورد تحلیل و ارزیابی قرار می‌گیرد.

متغیر تفاضلی dR_{ij} که تابعی است از بردار حالت تخمین را می‌توان به‌صورت زیر نوشت:

$$dR_{ij} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{X}} d\widehat{\boldsymbol{X}} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_1}} d\widehat{\boldsymbol{x}}_1 + \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_2}} d\widehat{\boldsymbol{x}}_2 + \cdots + \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_l}} d\widehat{\boldsymbol{x}}_l \quad (۳۵)$$

با افزایش ناچیز و محدود، تقریب رابطه فوق به‌صورت زیر حاصل می‌شود:

$$\Delta R_{ij} \approx \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{X}} \Delta\widehat{\boldsymbol{X}} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_1}} \Delta\widehat{\boldsymbol{x}}_1 + \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_2}} \Delta\widehat{\boldsymbol{x}}_2 + \cdots + \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{x_l}} \Delta\widehat{\boldsymbol{x}}_l \quad (۳۶)$$

به‌منظور تحلیل تغییرات، می‌توان تغییر نسبی المان R_{ij} از آخرین به‌روزرسانی انجام شده در مرحله زمانی n تا مرحله زمانی فعلی k را به‌صورت زیر محاسبه کرد:

$$\frac{\Delta R_{ij}(k,n)}{R_{ij}(n)} \approx \left[\frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{X}}\Big|_{\widehat{\boldsymbol{X}}_{n|n-1}} \Delta\widehat{\boldsymbol{X}}\right] / R_{ij}(n) = \left[\frac{\frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{X}}\Big|_{\widehat{\boldsymbol{X}}_{n|n-1}}}{R_{ij}(n)}\right] \Delta\widehat{\boldsymbol{X}} \quad (۳۷)$$

در رابطه بالا با تعریف $\mathbf{N}_{\mathrm{ij}} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \boldsymbol{X}}\Big|_{\widehat{\boldsymbol{X}}_{n|n-1}} / R_{ij}(n)$ خواهیم داشت:

$$\frac{\Delta R_{ij}(k,n)}{R_{ij}(n)} \approx \mathbf{N}_{\mathrm{ij}} \Delta\widehat{\boldsymbol{X}} = \mathbf{N}_{\mathrm{ij}} [\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} - \widehat{\boldsymbol{X}}_{n|n-1}] \quad (۳۸)$$

با درنظرگرفتن $\boldsymbol{T}_{ij} = \left|\mathbf{N}_{\mathrm{ij}}[\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} - \widehat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{n|n-1}}]\right|$ به‌عنوان متغیر معیار در الگوریتم ارائه شده، المان‌های ماتریس $\boldsymbol{R}$ برای بار اول در مرحله زمانی $k = 1$ محاسبه می‌شود. بعد از آن در هر زیر مرحله به‌روزرسانی زمان n، ضریب $\mathbf{N}_{\mathrm{ij}}$ و بردار حالت $\widehat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{n|n-1}}$ ذخیره می‌شود. برای به‌روزرسانی ماتریس $\boldsymbol{R}$، متغیر معیار $\boldsymbol{T}$ محاسبه شده و با یک مقدار حد آستانه از پیش تعریف شده (γ) مقایسه می‌شود. اگر هریک از این متغیرها از حد آستانه عبور کند، المان R_{ij} از ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری و نیز مقدار جدید $\mathbf{N}_{\mathrm{ij}}$ به‌روزرسانی می‌شود.

روش حل پیشنهاد شده، در کل موجب حذف محاسبات اجتناب‌ناپذیر ماتریس $\boldsymbol{R}$ در الگوریتم EKF می‌شود و بنابراین می‌تواند موجب کاهش تعداد عملگرهای محاسباتی شود. اگرچه این روش بار محاسباتی مربوط به محاسبه ماتریس $\boldsymbol{R}$ را کاهش می‌دهد؛ اما از طرف دیگر محاسبات مربوط به ضریب $\mathbf{N}_{\mathrm{ij}}$ بعد از هر به‌روزرسانی و مقایسه متغیر مانیتور شده با مقدار حد آستانه در هر گام، اضافه می‌شود. حال باتوجه‌به تعاریف ماتریس‌های $\boldsymbol{X}_k$ و $\boldsymbol{R}_k$ و نیز متغیر محاسبه شده در روابط بالا، می‌توان نوشت:

$$R_{ij} = \begin{cases} \frac{c^2}{8B_S^2 snr_{n|n-1}} & for\ i = j = 1 \\ \frac{BW_\theta^2}{2K_m^2 snr_{n|n-1}} & for\ i = j = 2,3 \\ \sigma_{snr}^2 & for\ i = j = 4 \\ 0 & others \end{cases} \quad (۳۹)$$

باتوجه‌به اینکه σ_{snr}^2 مستقل از snr است، مشتق المان‌های R_{ij} نسبت به المان‌های $\boldsymbol{X}_k$ برابر است با:

$$\frac{\partial R_{ij}}{\partial x} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \dot{x}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \dot{x}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \dot{x}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial y_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \dot{y}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \ddot{y}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial z_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \dot{z}_k} = \frac{\partial R_{ij}}{\partial \ddot{z}_k} = 0 \qquad for\ \forall\ i,j \quad (۴۰)$$

$$\frac{\partial R_{ij}}{\partial snr_{n|n-1}} = \begin{cases} \frac{-c^2}{8B_S^2 snr_{n|n-1}^2} & for\ i = j = 1 \\ \frac{-BW_\theta^2}{2K_m^2 snr_{n|n-1}^2} & for\ i = j = 2,3 \\ 0 & others \end{cases} \quad (۴۱)$$

متغیر معیار $\mathbf{T}_{\mathrm{ij}} = \left|\mathbf{N}_{\mathrm{ij}}[\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} - \widehat{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{n|n-1}}]\right|$ نیز برابر خواهد بود با

$$\mathbf{T}_{\mathrm{ij}} = \begin{cases} \left|1 - \frac{snr_{k|k-1}}{snr_{n|n-1}}\right| & for\ i = j = 1,2,3 \\ 0 & others \end{cases} \quad (۴۲)$$

ملاحظه می‌شود که پس از ساده‌سازی روابط، متغیر معیار یکتا به دست آمد که با محاسبه آن و تحلیل شرط $\left|1 - \frac{snr_{k|k-1}}{snr_{n|n-1}}\right| \geq \gamma$ در لحظه kام، می‌توان تصمیم گرفت که آیا نیاز به به‌روزرسانی مقادیر ماتریس $\boldsymbol{R}_k$ است یا نه؛ بنابراین الگوریتم CR-EKF پیشنهادی به‌صورت جدول (۲) خواهد بود که نسبت به الگوریتم EKF مرسوم مراحل ۴ تا ۷، به الگوریتم اضافه شده است. در بخش بعد با شبیه‌سازی هر دو الگوریتم، نتایج با هم مقایسه شده است.

۴. نتایج تست و شبیه‌سازی الگوریتم

در این بخش نتایج تست و شبیه‌سازی سناریوی مدنظر با رادار مفروض بیان و ویژگی‌های الگوریتم ارزیابی شده است. تمام شبیه‌سازی‌ها توسط یک کامپیوتر شخصی با Core-i7 CPU و6 GB memory در

نرم‌افزار MATLAB 2017b انجام شده است. الگوریتم CR-EKF برای رادار با مشخصات مندرج در جدول (۳) بکار گرفته شده است.

جدول (۲). الگوریتم پیشنهادی CR-EKF

۰- مقداردهی اولیه $\widehat{\boldsymbol{X}}_{0|0}$، $\boldsymbol{P}_{0|0}$، snr_n و γ

۱- تخمین بردار حالت $\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$ از بردار حالت در لحظه $k-1$ ($\widehat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1}$)

۲- محاسبه ماتریس کوواریانس خطای تخمین $\boldsymbol{P}_{k|k-1}$

۳-محاسبه ماتریس مشاهده $\boldsymbol{H}_k$

٤-محاسبه متغیر معیار متغیر معیار $\mathbf{T}_{ij}$

٥-اگر متغیر معیار بیش از حد آستانه شد ($\mathbf{T}_{ij} \geq \gamma$) رفتن به مرحله ۶ و در غیر این صورت رفتن به مرحله ۸

٦-به‌روزرسانی snr_n

$$snr_n = snr_{k|k-1}$$

۷-به‌روزرسانی المان‌های ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری

$$R_{ij} = \begin{cases} \dfrac{c^2}{8B_S^2 snr_{n|n-1}} & for\ i=j=1 \\ \dfrac{BW_\theta^2}{2K_m^2 snr_{n|n-1}} & for\ i=j=2,3 \\ \sigma_{snr}^2 & for\ i=j=4 \\ 0 & others \end{cases}$$

۸-محاسبه ماتریس بهره کالمن $\boldsymbol{K}_k$

۹-اصلاح نتایج تخمین $\widehat{\boldsymbol{X}}_{k|k}$ و $\boldsymbol{P}_{k|k}$

۱۰-بازگشت به مرحله ۱ برای لحظه بعدی

در تمام شبیه‌سازی‌ها مشخصات رادار یکسان فرض شده است. به دلیل خطاهای تصادفی اندازه‌گیری، تخمین عامل‌ها در اجراهای مختلف شبیه‌سازی، نتایج متفاوتی دارد. به همین دلیل، ۲ هزار شبیه‌سازی مونت‌کارلو[1] بر اساس] ۲۱] اجرا و مقادیر به‌صورت میانگین در هر زمان (k) محاسبه شده است. در تست‌های انجام شده، متغیر γ در بازه 0.001 تا 10 با فواصل لگاریتمی ($10\ dB$) تغییر کرده است و اثر آن بر تعداد به‌روزرسانی ماتریس $\boldsymbol{R}_k$ و RMSE موقعیت هدف بررسی شده است:

$$Position_{RMSE_k} = \sqrt{\frac{1}{N_{Monte}} \sum_{i=1}^{N_{Monte}} \left[\left(x_k - \hat{x}_k^i\right)^2 + \left(y_k - \hat{y}_k^i\right)^2 + \left(z_k - \hat{z}_k^i\right)^2 \right]} \quad (۴۳)$$

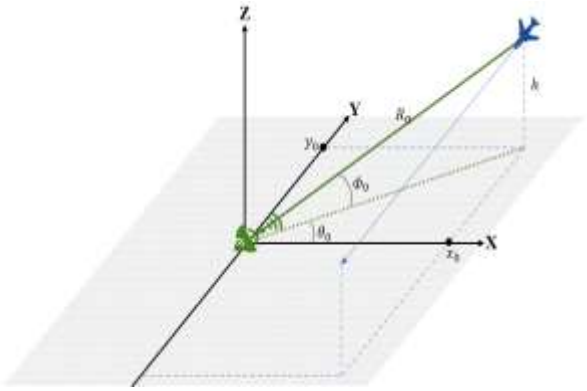
که در آن N_{Monte} تعداد شبیه‌سازی (مونت‌کارلو)، (x_k, y_k, z_k) موقعیت هدف و $(\hat{x}_k^i, \hat{y}_k^i, \hat{z}_k^i)$ موقعیت تخمینی هدف در زمان k از شبیه‌سازی i ام است.

۴-۱. سناریوی شبیه‌سازی و مشخصات رادار

مشخصات رادار در جدول (۳) و مشخصات هدف در حال رهگیری در جدول (۴) آمده است. موقعیت نسبی رادار و هدف و همچنین سنجه‌های راداری در شکل (۲) به‌صورت شماتیک ترسیم شده است. در شبیه‌سازی‌ها از روابط ۳۰ و ۳۱ برای خطای رهگیری رادار استفاده شده است. در شکل (۳)، سناریو حرکت هدف با رنگ قرمز و موقعیت اندازه‌گیری شده توسط رادار با رنگ آبی رسم شده است. در شکل (۴-الف)، سطح سیگنال به نویز دریافتی از هدف و در شکل (۴-ب)، خطای زاویه‌سنجی رسم شده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود با نزدیک‌شدن هدف به رادار، متناسب با افزایش SNR، خطاهای رادار کاهش‌یافته است؛ این موضوع در شکل (۳)، با نزدیک‌شدن تشخیص رادار به موقعیت واقعی هدف در نزدیکی رادار مشهود است.

جدول (۳). مشخصات رادار بکار گرفته شده در شبیه‌سازی‌ها

مشخصه	مقدار	واحد
توان ارسالی	10	KW
فرکانس	10	GHz
عدد نویز	5	dB
پهنای بیم آنتن	2	$degree$
پهنای باند سیگنال	0.5	MHz
بهره پردازشی	40	dB
بهره آنتن	38	dB
پهنای باند گیرنده	5	MHz
تلفات	5	dB
ضریب مونو پالس	1.6	–
دمای استاندارد	290	^0K
فاصله بین مشاهدات	100	ms

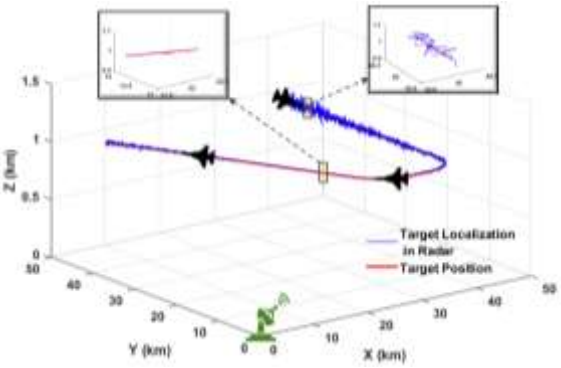


شکل (۲). شماتیک موقعیت نسبی هدف و رادار

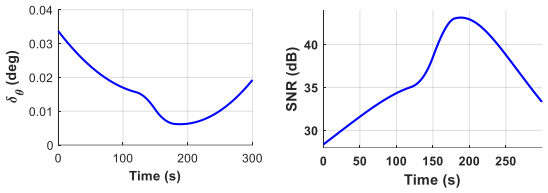
[1] Monte Carlo

جدول (۴). مشخصات هدف شبیه‌سازی شده

مشخصه	مقدار	واحد
سطح مقطع راداری (RCS)	4	m^2
مدل سورلینگ (swerling)	نوع III	–
مختصات نقطه شروع	$\begin{bmatrix}x_0\\y_0\\z_0\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}40\\45\\1\end{bmatrix}$	Km
سرعت اولیه	$\begin{bmatrix}v_{0x}\\v_{0y}\\v_{0z}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\-300\\0\end{bmatrix}$	m/s
شتاب فاز اول حرکت $0\le t<120\ s$	$\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\0\\0\end{bmatrix}$	m/s^2
شتاب فاز دوم حرکت $120\le t<150\ s$	$\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-15\\10\\0\end{bmatrix}$	m/s^2
شتاب فاز سوم حرکت $150\le t<180\ s$	$\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}10\\10\\0\end{bmatrix}$	m/s^2
شتاب فاز چهارم حرکت $180\le t<300\ s$	$\begin{bmatrix}a_x\\a_y\\a_z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\0\\0\end{bmatrix}$	m/s^2



شکل (۳). سناریوی هدف و رهگیری رادار

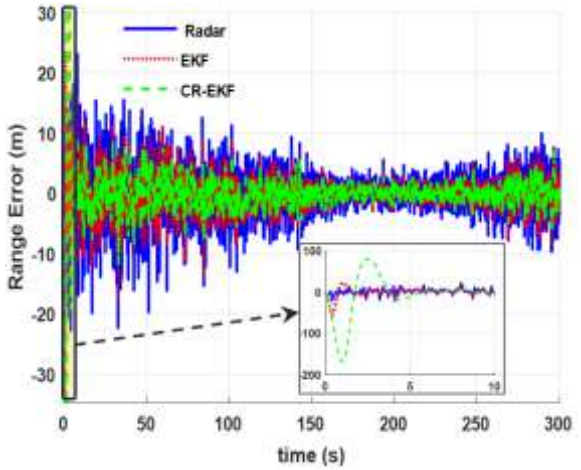


(ب) (الف)

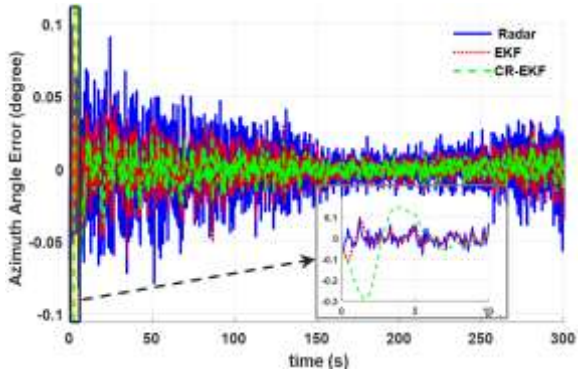
شکل (۴). الف) SNR دریافتی از هدف. ب) خطای زاویه‌سنجی

۴-۲. نتایج شبیه‌سازی

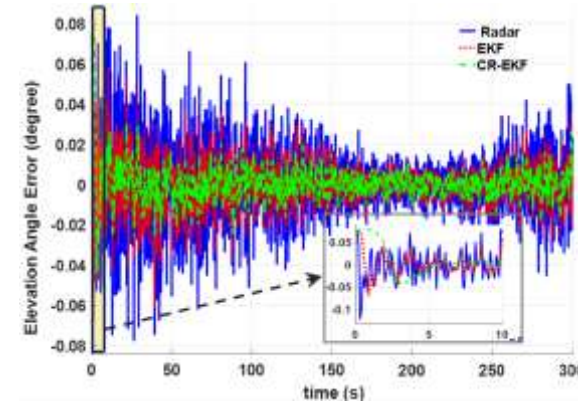
در این بخش نتایج شبیه‌سازی رهگیری هدف توسط رادار با سناریو حرکتی هدف و مشخصات رادار ذکر شده در بخش قبل بررسی شده است. شکل (۵) تا شکل (۸) به ترتیب خطای برد، خطای زاویه سمت، خطای زاویه ارتفاع و خطای موقعیت سه‌بعدی حاصل از رهگیری در حالت بدون تخمین‌گر (خروجی رادار)، با تخمین‌گر EKF استاندار و با تخمین‌گر CR-EKF را نشان می‌دهد؛ در روش CR-EKF، $\gamma = 0.001$ در نظر گرفته شده است که به دلیل نزدیکی حد آستانه به صفر، مقادیر خطای رهگیری همانند روش SNR-EKF است؛ ازاین‌رو در شکل‌ها، فقط CR-EKF ترسیم شده است.



شکل (۵). خطای برد رهگیری هدف



شکل (۶). خطای زاویه سمت رهگیری هدف

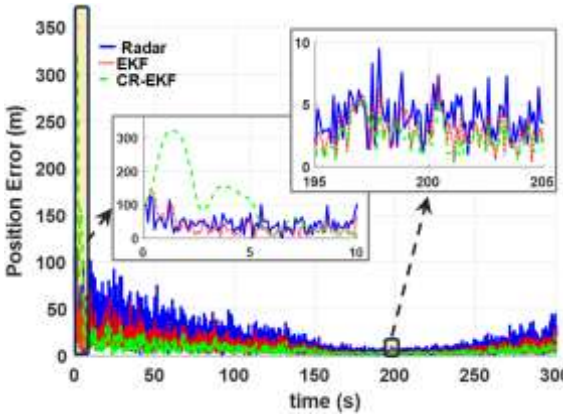


شکل (۷). خطای زاویه ارتفاع رهگیری هدف

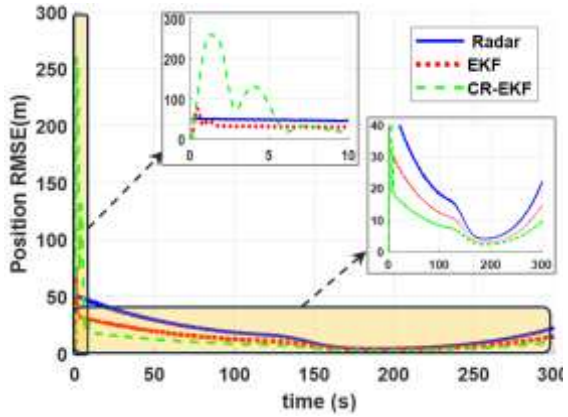
در شکل (۹) نتایج خطاهای رادار با و بدون دو الگوریتم فیلتر تخمین EKF استاندار و CR-EKF با $\gamma = 0.001$، با دو هزار اجرای شبیه‌سازی، مقایسه شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، بهبود چشمگیری در خطاها حاصل شده است. باتوجه‌به نتایج می‌توان به نکات زیر اشاره کرد:

- همان‌طور که انتظار می‌رفت، خطای موقعیت و سرعت هدف در هر دو روش رابطه عکس با SNR دارد.
- دقت روش پیشنهادی هم در موقعیت و هم در سرعت هدف، بدون درنظرگرفتن زمان هم‌گرایی، همواره بیشتر از روش مرسوم است.

بلید به این نکته توجه داشت که بهبودهای حاصله، در ازای افزایش حجم محاسبات است (این موضوع در ادامه بحث خواهد شد).



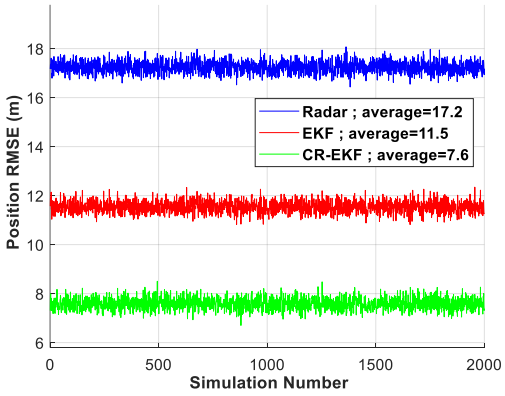
شکل (۸). خطای موقعیت رهگیری هدف



شکل (۹). خطای مونت‌کارلو موقعیت هدف برحسب زمان با $\gamma = 0.001$

برای مقایسه‌پذیر بودن سه روش EKF، SNR-EKF و CR-EKF، مقدار میانگین خطاها در هر بار اجرای شبیه‌سازی مونت‌کارلو محاسبه شده است. در شکل (۱۰) نتایج برای $\gamma = 0.001$ با دو هزار بار اجرای مونت‌کارلو رسم شده است. تعداد دفعات به‌روزرسانی و میانگین خطاهای RMSE موقعیت برای حد آستانه‌های مختلف در جدول (۵) آورده شده است. منظور از میانگین RMSE موقعیت، میانگین این خطاها در کل سناریوی رهگیری هدف است. سطر اول جدول (۵) ($\gamma = 0$) مربوط به حالت بدون استفاده از الگوریتم کاهش محاسبات (SNR-EKF) است که در آن حد آستانه سفر، معادل عدم بررسی آن است.

باتوجه‌به عدم به‌روزرسانی در روش EKF مرسوم، انتظار می‌رود که خطاهای رهگیری در این روش یکسان باشد؛ اختلاف اندک‌بین خطاهای این روش به دلیل استفاده از نویز تصادفی در سیگنال هدف در شبیه‌سازی‌ها است. تعداد به‌روزرسانی‌ها و میانگین خطاها بر حسب حد آستانه در شکل (۱۱) رسم شده است.



شکل (۱۰). میانگین خطای موقعیت هدف برای دو هزار بار اجرای مونت‌کارلو

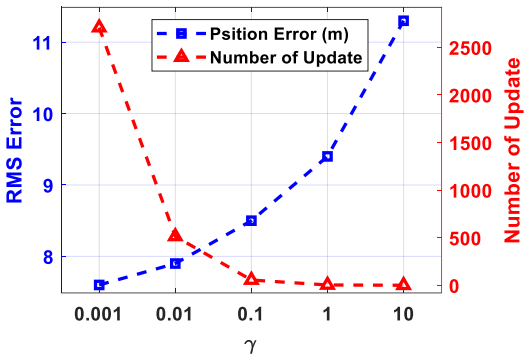
جدول (۵). تأثیر حد آستانه بر تعداد به‌روزرسانی‌ها و دقت‌ها

میانگین RMSE موقعیت (m)			تعداد به‌روزرسانی در CR-EKF	حد آستانه (γ) در CR-EKF
CR-EKF	EKF	RADAR		
7.6	11.5	17.1	3000	**0**
7.6	11.5	17.2	2707	**0.001**
7.9	11.4	17.2	514	**0.01**
8.5	11.4	17.1	56	**0.1**
9.4	11.6	17.3	4	**1**
11.3	11.5	17.1	1	**10**

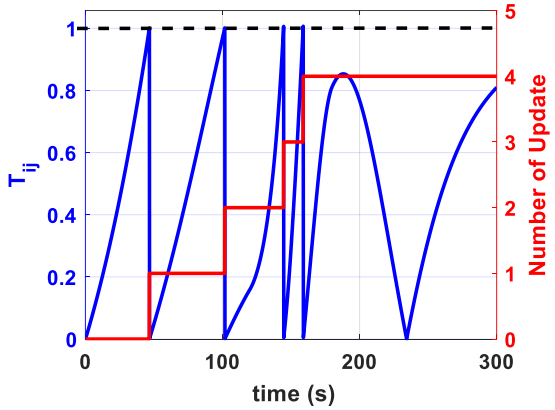
همان‌طور که انتظار می‌رفت، با افزایش حد آستانه، به دلیل کاهش تعداد به‌روزرسانی، خطا افزایش‌یافته است. برای درک دقیق موضوع، در شکل (۱۲) مقادیر متغیر $\mathbf{T}_{ij}$ در حالتی که $\gamma = 1$ است رسم شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است، با عبور متغیر $\mathbf{T}_{ij}$ از آستانه γ، ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{R}_k$ محاسبه شده و مقدار $\mathbf{T}_{ij}$ کاهش‌یافته است؛ در همان زمان، به تعداد دفعات به‌روزرسانی افزوده شده تا به مقدار نهایی ۵۶ (درج شده در جدول (۵)) رسیده است.

بار محاسباتی و زمان انجام عملیات حسابی، تا حد زیادی به پردازنده مورداستفاده و کتابخانه بکار رفته جهت اجرای توابع، بستگی دارد. بااین‌حال، به‌طورکلی فرض می‌شود که عملیات مقایسه و جمع از نظر محاسباتی کم‌هزینه‌ترین هستند، و به ترتیب، عملیات ضرب، تقسیم و توابعی مانند ریشه مربع نیاز بیشتری به پردازش دارند. برای توضیح و مقایسه الگوریتم‌ها، زمان عملیات ابتدایی را که در مرجع [۲۲] برای یک کامپیوتر خاص، یعنی IBM 360 Model 67-1 ارائه شده است، فرض می‌کنیم. این مقادیر به ترتیب $2.7\ \mu s$ برای جمع، $4.1\ \mu s$ برای ضرب، $6.6\ \mu s$ برای تقسیم و $60\ \mu s$ برای جذر هستند.

فرض می‌کنیم زمان موردنیاز مقایسه دو متغیر برابر با زمان موردنیاز برای جمع آنها است.



شکل (۱۱). مقدار RMSE موقعیت برحسب γ



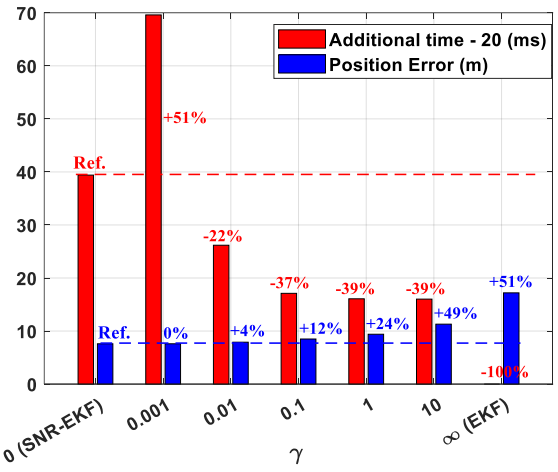
شکل (۱۲). مقدار متغیر $\mathbf{T_{ij}}$ و تعداد دفعات به‌روزرسانی در $\boldsymbol{\gamma = 1}$

طبق الگوریتم جدول (۲)، محاسبه متغیر $\mathbf{T_{ij}}$ و مقایسه آن با حد آستانه، در تمام مراحل انجام می‌شود؛ زمان موردنیاز برای این عملیات برابر است با μs $6.6 + 2.7 + 2.7 = 12$. محاسبه ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{R_k}$ فقط در حالتی که متغیر $\mathbf{T_{ij}}$ بزرگ‌تر از حد آستانه باشد محاسبه می‌شود؛ یعنی به تعداد دفعات به‌روزرسانی. زمان موردنیاز برای انجام هر بار عملیات محاسبه ماتریس کوواریانس برابر است با μs $3 \times 6.6 = 19.8$. کل زمان اضافه شده برای سناریوی شبیه‌سازی شده، محاسبه و در جدول (۶) جمع‌آوری شده‌اند.

جدول (۶). تأثیر حد آستانه بر زمان انجام محاسبات

حد آستانه (γ)	تعداد به‌روزرسانی	زمان مورد نیاز محاسبه متغیر $\mathbf{T_{ij}}$ و مقایسه آن با حد آستانه (ms)	زمان مورد نیاز عملیات محاسبه ماتریس کوواریانس $\boldsymbol{R_k}$ (ms)	مجموع زمان افزوده شده (ms)
0	3000	0	59.40	59.40
0.001	2707	36	53.60	89.60
0.01	514	36	10.18	46.18
0.1	56	36	1.11	37.11
1	4	36	0.08	36.08
10	1	36	0.02	36.02

در شکل (۱۳) کل زمان افزوده شده به همراه خطاهای رهگیری برای مقادیر مختلف γ رسم شده است. مقدار $\gamma = \infty$ در ستون آخر بیانگر EKF مرسوم است. زیرا در آن هیچ‌گاه ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری به‌روزرسانی نمی‌شود.



شکل (۱۳). تأثیر حد آستانه γ بر زمان انجام محاسبات و خطاهای رهگیری

طبق نتایج به‌دست‌آمده، با افزایش γ، تعداد به‌روزرسانی و در نتیجه زمان افزوده شده کاهش‌یافته است؛ ولی با کاهش تعداد به‌روزرسانی‌ها خطاهای رهگیری افزایش‌یافته است. در روش CR-EKF با حد آستانه کوچک ($\gamma = 0.001$) که مقادیر خطای آن همانند روش SNR-EKF است، به دلیل محاسبات مربوط به حد آستانه، مقدار زمان افزوده شده، 51% بیشتر شده است؛ با افزایش γ به عدد 0.01، خطاها به‌اندازه 4% بیشتر شده ولی مقدار زمان افزوده شده، 22% کاهش‌یافته است. به همین ترتیب با افزایش حد آستانه، حجم محاسبات کاهش‌یافته است تا جایی که برای $\gamma = 10$، زمان افزوده شده 39% کاهش‌یافته است. این بدان معنی است که انتخاب حد آستانه خیلی کم موجب افزایش محاسبات می‌شود درصورتی‌که بهبود چشمگیری در دقت‌های رهگیری دیده نمی‌شود. همین‌طور انتخاب اعداد بزرگ γ نیز مطلوب نیست؛ زیرا به‌ازای کاهش ناچیزی در زمان محاسبات، دقت رهگیری به شدت افت می‌کند.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی جهت کاهش حجم محاسبات غیرضروری فیلتر کالمن توسعه‌یافته در الگوریتم رادار شناختگر (CR-EKF) ارائه شد. الگوریتم مرسوم و الگوریتم پیشنهادی در یک سیستم راداری مشخص و برای سناریوی معین، شبیه‌سازی و معیار RMSE و میزان حجم محاسبات برای تحلیل نتایج، ارزیابی شد. بر اساس تحلیل شبیه‌سازی‌ها، نکات زیر نتیجه گرفته می‌شود:

۱- نتایج به‌دست‌آمده در شکل‌های ۵ تا ۱۰ نشان می‌دهد که الگوریتم SNR-EKF در مقایسه با EKF مرسوم، عملکرد بهتری دارد (کاهش 34% خطای موقعیت در شکل ۱۰)؛ ولی این روش باعث افزایش زمان پردازش محاسبات می‌شود (جدول ۶).

۲- طبق نمودارهای شکل ۱۳، با انتخاب مقادیر مناسب حد آستانه در الگوریتم CR-EKF با رویکرد کاهش حجم محاسبات SNR-EKF، می‌توان با پذیرش افزایش جزئی در خطای رهگیری، حجم محاسبات را کاهش چشمگیر داد.

۳- باتوجه‌به شکل ۱۳، با انتخاب حد آستانه بسیار کوچک ($\gamma = 0.001$) در الگوریتم CR-EKF، نتایج دقت رهگیری همانند روش SNR-EKF خواهد بود؛ با این تفاوت که به دلیل محاسبات مربوط به حد آستانه، زمان افزوده شده بیشتری خواهد داشت (+51%).

٤- در صورت انتخاب حد آستانه بزرگ ($\gamma = 10$)، نتایج خطای موقعیت روش CR-EKF (+49%) به روش EKF مرسوم (+51%) نزدیک می‌شود.

٥- در الگوریتم CR-EKF طبق جدول ۶، میزان افزایش محاسبات بستگی به حد آستانه انتخاب شده و سناریوی حرکتی اهداف (تغییرات SNR) دارد.

٦- با انتخاب حد آستانه بسیار کم، تعداد به‌روزرسانی افزایش چشمگیری می‌کند؛ ولی لزوماً خطاهای رهگیری کاهش چشمگیر ندارد؛ بنابراین لازم است که حد آستانه به‌نحوی انتخاب گردد که بهبود حاصل شده، ارزش میزان افزایش محاسبات را داشته باشد. به‌عبارت‌دیگر مصالحه‌ای بین دقت و حجم محاسبات اتفاق افتد.

۷- بر اساس نمودار رسم شده در شکل ۱۲، در سناریوهایی که تغییرات SNR کم باشد، انتخاب اعداد بزرگ (بیشتر از ۱) برای حد آستانه، تأثیری در افزایش به‌روزرسانی و کاهش خطاها ندارد. این موضوع به آن معناست که حد آستانه بهینه باید بر اساس سناریوی اهداف و تغییرات SNR انتخاب گردد.

۶. مراجع

[1] C. Horne, M. Ritchie and . H. Griffiths, "Proposed Ontology For Cognitive Radar Systems," *IET Radar, Sonar & Navigation,* vol. 12(12), pp. 1363-1370, 2018. https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2018.5280

[2] S. Haykin, "Cognitive radar: a way of the future," IEEE signal processing magazine, vol. 23, pp. 30-40, 2006. https://doi.org/10.1109/MSP.2006.1593335

[3] S. Haykin, A. Zia, Y. Xue and I. Arasaratnam, "Control theoretic approach to tracking radar: First step towards cognition," Digital Signal Processing, vol. 21, pp. 576-585, 2011. https://doi.org/10.1016/j.dsp.2011.01.004

[4] R. Brown and P. Hwang, Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, 4th ed ed., New York: Wiley, 1997.

[5] J. Farrell, Aided Navigation: GPS with High Rate Sensors, 1th ed ed., New York: McGraw-Hill, Inc, 2008.

[6] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "New extension of the Kalman filter to nonlinear systems," in Signal processing, sensor fusion, and target recognition VI, 1997. https://doi.org/10.1117/12.280797

[7] F. Masoumi Ganjgah, R. Fatemi Mofrad and N. Ghadimi, "Adaptive Setting of Scaling Parameter in Unscented Kalman Filter Based on Interactive Multiple Modles," Scientific Journal of Radar, vol. 4, pp. 1-10, 2016. (in Persian) https://sid.ir/paper/244163/en

[8] Ristic, S. Arulampalam and N. Gordon, Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications, Artech house, 2003.

[9] P. Kaniewski, "Extended Kalman filter with reduced computational demands for systems with non-linear measurement models," Sensors, vol. 20, no. 6, p. 1584, 2020. https://doi.org/10.3390/s20061584

[10] M. Raitoharju and R. Piché, "On computational complexity reduction methods for Kalman filter extensions," IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 34, no. 10, pp. 2-19, 2019. https://doi.org/10.1109/MAES.2019.2927898

[11] J. B. Jorgensen, P. G. Thomsen, H. Madsen and M. R. Kristensen, "A computationally efficient and robust implementation of the continuous-discrete extended Kalman filter," in American Control Conference, 2007. https://doi.org/10.1109/ACC.2007.4282549

[12] A. Valade, P. Acco, P. Grabolosa and J.-Y. Fourniols, "A study about Kalman filters applied to embedded sensors," Sensors, vol. 17, no. 12, p. 2810, 2017. https://doi.org/10.3390/s17122810

[13] S. Akhlaghi, N. Zhou and Z. Huang, "Adaptive adjustment of noise covariance in Kalman filter for dynamic state estimation," in 2017 IEEE power & energy society general meeting, 2017. https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8273755

[14] L. Herrera, M. Rodríguez-Liñán, E. Clemente, M. Meza-Sánchez and L. Monay-Arredondo, "Evolved Extended Kalman Filter for first-order dynamical systems with unknown measurements noise covariance," Applied Soft Computing, vol. 115, p. 108174, 2022. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108174

[15] B. Ristic, S. Arulampalam and N. Gordon, Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications, Artech house, 2003.

[16] H. Zhang, W. Liu and T. Fei, "Joint detection threshold adjustment and power allocation strategy for cognitive MIMO radar target tracking," Digital Signal Processing, vol. 126, p. 103379, 2022. https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103379

[17] X. R. Li and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking. Part V: Multiple-model methods," IEEE Transaction on Aerospace Electronic Systems, vol. 41, no. 4, ,pp.1255–1321, 2005.

https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1463859

[18] M. Skolnik, An introduction and overview of radar, 3th ed ed., 2008.

[19] S. Z. Gurbuz, H. D. Griffiths, A. Charlish, M. Rangaswamy, M. S. Greco and K. Bell, "An overview of cognitive radar: Past, present, and future," IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 34, no. 12, pp. 6-18, 2019. https://doi.org/10.1109/MAES.2019.2953762

[20] D. Liu, Yb. Zhao, Zq. Yuan, Jt. Li and Gj. Chen, "Target tracking methods based on a signal-to-noise ratio model," Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, vol. 21, p. 1804-1814, 2020. https://doi.org/10.1631/FITEE.1900679.

[21] A. Doucet, N. De Freitas, N. J. Gordon and others, Sequential Monte Carlo methods in practice, vol. 1, 2001.

[22] G. Minkler and J. Minkler, Theory and Application of Kalman Filtering, Palm Bay: Magellan Book Company, 1993, p. 608.