



برتری فیلتر H_∞ بی‌بو در تجزیه و تحلیل حرکت هدف با استفاده از زاویه دید

ریحانه پیروزمند^۱، محمدرضا تابان^۲

^۱ کارشناس ارشد مخابرات دانشگاه یزد، reyhane_piroozmand@yahoo.com

^۲ دانشیار دانشگاه یزد، mrtaban@yazd.ac.ir

چکیده - اخیراً ایده استفاده از تبدیل بی‌بو به جای جملات بسط تیلور در فیلتر H_∞ تعمیم یافته، منجر به رویکرد جدیدی تحت عنوان فیلتر H_∞ بی‌بو گردیده است که بایاس کمتری را در تخمین پارامتر ارائه می‌دهد. در این مقاله عملکرد این فیلتر نوین را با جدیدترین فیلترهای غیرخطی کلاس کالمن (UKF و CKF) در ردیابی و تخمین پارامترهای حرکت هدف به صورت پسیو مقایسه می‌کنیم. این مساله در مختصات قطبی اصلاح شده مدل می‌شود و تنها از زوایای دید به عنوان مشاهدات استفاده می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی‌ها حاکی از آن است که H_∞ بی‌بو، RMS خطای کمتری را در تخمین‌ها نتیجه می‌دهد. این در حالی است که در مواجهه با عدم قطعیت به شدت مقاوم است و عملکرد بهتری دارد. کلید واژه- ردیابی پسیو، زاویه دید، فیلتر کالمن غیرخطی، فیلتر H_∞ بی‌بو، عدم قطعیت

ابتدایی‌ترین تلاش‌ها استفاده از تکنیک‌های غیر بازگشتی نظیر ML^5 ، LS^6 و IV^7 بوده است [۸-۱۰]. از آنجایی که این روش‌ها تکراری هستند، روند همگرایی کندی دارند و رفتار همگرایی‌شان بشدت متأثر از حالت ابتدایی است. بتدریج با معرفی فیلتر کالمن و انواع غیرخطی آن نظیر EKF^8 ، UKF^9 و CKF^{10} و نیز فیلتر H_∞ استفاده از تکنیک‌های بازگشتی متداول متداول گردید [۱۱-۱۴].

اولین راهکار در حل این مساله استفاده از تقریب برای نوشتن معادله حالت دکارتی به صورت خطی بود. در این حالت تمامی قسمت‌های غیرخطی در قالب یک جمله نویز نوشته می‌شود. تقریب‌ها در روند خطی سازی بایاس زیادی را به نتایج تحمیل می‌کرد [۱۵]. رویکرد بعدی، استفاده از متداول‌ترین فیلتر غیرخطی یعنی EKF بود که منجر به ناپایدار شدن ماتریس کوواریانس و واگرایی و انحراف جواب از مقدار اصلی می‌شد [۱۶]. ایده بعدی مدل کردن سیستم در مختصات قطبی است. در این حالت به دلیل جداسازی اجزای رویت پذیر (زاویه) از رویت ناپذیر (برد) در بردار حالت، رفتار ماتریس کوواریانس بهبود می‌یابد [۱۷].

۱- مقدمه

^۱ TMA درواقع حالتی از ردیابی پسیو است که در آن یک یا چند گیرنده تحت عنوان مشاهده‌گر به جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز می‌پردازد. با استفاده از این مشاهدات و نیز با فرض حرکت با سرعت ثابت برای هدف، مشخصات حرکتی آن از قبیل مولفه‌های مکان و سرعت تعیین می‌گردد. در متداول‌ترین حالت، یک آرایه سنسور متحرک به جمع‌آوری اطلاعات مورد نیاز می‌پردازد. ساده‌ترین روش حل مساله، استفاده از زاویه دید^۲ به عنوان مشاهدات است. این مساله تحت عنوان $BO-TMA^3$ معرفی شده است [۴-۱].

در مبحث TMA دو زمینه کلی موضوعیت پیدا می‌کند: یکی یافتن مانوری مناسب برای مشاهده‌گر به نحوی که شرط رویت‌پذیری^۴ سیستم برآورده شود و دیگری استفاده از رویکردی مناسب برای تخمین پارامترهای مورد نیاز. بررسی رویت‌پذیری سیستم یا به عبارتی استفاده از شروط لازم و کافی برای یافتن پاسخ یکتا، در حوزه کنترل به طور مفصل مورد بحث و بررسی قرار گرفته است [۵-۷]. ما نیز صرفاً از نتایج بدست آمده استفاده می‌کنیم و به مبحث دوم که به حوزه پردازش سیگنال و تئوری تخمین مربوط می‌شود، می‌پردازیم.

⁵ Maximum Likelihood

⁶ Least Square

⁷ Instrumental Variable

⁸ Extended Kalman Filter

⁹ Unscented Kalman Filter

¹⁰ Cubature Kalman Filter

^۱ Target Motion Analysis

² Bearing

³ Bearing Only-TMA

⁴ Observability

۲-۱- فیلتر کالمن بی‌بو (UKF)

در این روش فرض می‌کنیم $2n + 1$ سیگماپوینت که به نوعی از جذر ماتریس کوواریانس خطای تخمین حالت بدست آمده‌اند، توسط تابع غیرخطی تبدیل شوند. در این صورت میانگین و کواریانس وزن‌دار این نقاط معادل میانگین و کواریانس خطای تخمین حالت در گام بعدی خواهد بود [۱۸]. این سیگما پوینت‌ها را توسط $\chi_{k|k}^i$ و $\chi_{k+1|k}^i$ و وزن‌های مرتبط را با w_i نشان می‌دهیم. در این روابط A_i به ستون i ام ماتریس A اشاره دارد. K یک مقدار ثابت و $\gamma = \sqrt{n+K}$ است. این فرآیند توسط روابط زیر در فیلتر کالمن مدل می‌شود.

$$w_0 = \frac{K}{K+n} \quad (۲-الف)$$

$$w_i = \frac{1}{2(K+n)} \quad i = 1, \dots, 2n \quad (۲-ب)$$

بهنگام کردن زمان

$$\chi_{k|k}^0 = \widehat{X}_{k|k} \quad (۳-الف)$$

$$\chi_{k|k}^i = \widehat{X}_{k|k} + \gamma \sqrt{p_{k|k}} i \quad i = 1, \dots, n \quad (۳-ب)$$

$$\chi_{k|k}^{i+n} = \widehat{X}_{k|k} - \gamma \sqrt{p_{k|k}} i \quad i = 1, \dots, n \quad (۳-ج)$$

$$X_{k+1|k}^i = f(\chi_{k|k}^i) + U_k \quad (۳-د)$$

$$\widehat{X}_{k+1|k} = \sum_i w_i X_{k+1|k}^i \quad (۳-ه)$$

$$p_{k+1|k} = \sum_i w_i (X_{k+1|k}^i - \widehat{X}_{k+1|k})(X_{k+1|k}^i - \widehat{X}_{k+1|k})' + GQG' \quad (۳-ی)$$

بهنگام کردن داده

$$\chi_{k+1|k}^0 = \widehat{X}_{k+1|k} \quad (۴-الف)$$

$$\chi_{k+1|k}^i = \widehat{X}_{k+1|k} + \gamma \sqrt{p_{k+1|k}} i \quad i = 1, \dots, n \quad (۴-ب)$$

$$\chi_{k+1|k}^{i+n} = \widehat{X}_{k+1|k} - \gamma \sqrt{p_{k+1|k}} i \quad i = 1, \dots, n \quad (۴-ج)$$

$$\xi_{k+1|k}^i = h(\chi_{k+1|k}^i) \quad (۴-د)$$

$$\widehat{Z}_{k+1|k} = \sum_i w_i \xi_{k+1|k}^i \quad (۴-ه)$$

$$p_{zz} = \sum_i w_i (\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k})(\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k})' + R \quad (۴-ط)$$

$$p_{xz} = \sum_i w_i (\chi_{k+1|k}^i - \widehat{X}_{k+1|k})(\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k})' \quad (۴-ز)$$

$$L_{k+1} = p_{xz} p_{zz}^{-1} \quad (۴-و)$$

$$\widehat{X}_{k+1|k+1} = \widehat{X}_{k+1|k} + L_{k+1}(Z_k - \widehat{Z}_{k+1|k}) \quad (۴-ح)$$

$$p_{k+1|k+1} = p_{k+1|k} - L_{k+1} p_{zz} L_{k+1}' \quad (۴-ی)$$

در این مقاله سعی داریم عملکرد فیلتر H_∞ بی‌بو را با فیلترهای کلاس کالمن از لحاظ RMS^{11} خطا و مقابله با عدم قطعیت در مختصات قطبی مقایسه نماییم. بر این اساس در بخش دوم به معرفی جدیدترین تکنیک‌های فیلترینگ غیر خطی می‌پردازیم. بخش سوم را به مدل گوس-مارکف سیستم اختصاص می‌دهیم و در بخش چهارم سناریو و نتایج شبیه‌سازی‌ها را نمایش می‌دهیم. پس از آن عملکرد فیلترها را در مقابله با عدم قطعیت مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. در نهایت نیز به جمع‌بندی مطالب و نتایج می‌پردازیم.

۲- روش‌های فیلترینگ غیرخطی

فیلتر کالمن در مسائل گسسته‌ای که مدل حالت و مشاهدات خطی است، تخمین‌گری از نوع پیش‌بینی کننده-بهنگام کننده را پیاده‌سازی می‌کند. این فیلتر براساس معیار L.L.S.E¹² اقدام به یافتن تخمین بهینه می‌کند [۱۸]. در مدل‌های غیرخطی، ابتدا EKF جایگزین فیلتر کالمن گردید. در این فیلتر توابع غیرخطی توسط جمله اول بسط تیلورشان تقریب زده می‌شدند. محاسبه تقریب‌ها زمان‌بر بود و برای برخی مسائل استفاده از جمله اول بسط تیلور تقریب مطلوبی محسوب نمی‌گردید. از این‌رو تقریب‌های دقیق‌تری در این زمینه مطرح گردید که به UKF و CKF منجر شد. در این قسمت سیستمی را با مدل گوس-مارکف غیرخطی به صورت زیر در نظر می‌گیریم،

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k) + U_k + G W_k \\ Z_k = h(X_k) + v_k \end{cases} \quad (۱)$$

که X_k بردار حالت با بعد n ، Z_k بردار مشاهدات، U_k ورودی یقینی و W_k و v_k به ترتیب بردارهای نویز سیستم با ماتریس کوواریانس Q و نویز اندازه‌گیری با ماتریس کوواریانس R هستند. بر این اساس روابط فیلترهای UKF و CKF که براساس فیلتر کالمن بدست آمده‌اند و نیز فیلتر H_∞ بی‌بو را در دو مرحله بهنگام کردن زمان و بهنگام داده معرفی می‌کنیم. در این روابط $\widehat{X}_{k|k}$ و $\widehat{X}_{k+1|k}$ بردارهای تخمین حالت و $p_{k|k}$ و $p_{k+1|k}$ ماتریس‌های کوواریانس خطا در دو مرحله بهنگام کردن زمان و بهنگام کردن داده می‌باشند.

¹¹ Root Mean Square

¹² Linear Least Square Error

۲-۲- فیلتر کالمن مکعبی (CKF)

در طراحی CKF از روش انتگرال مکعبی استفاده می‌شود. این روش که بصورت عددی به محاسبه انتگرال‌های گوسی می‌پردازد، با تعیین نقاطی تحت عنوان نقاط مکعبی و تخصیص وزنی به آنها به تخمین متغیرها می‌پردازد [۱۸]. $\chi_{k|k}^i$ و $\chi_{k+1|k}^i$ بردار نقاط مکعبی و w_i وزن‌های مرتبط با آن‌هاست. $I(n)$ را ماتریس همانی با ابعاد $n * n$ در نظر می‌گیریم در این صورت بردارهای ζ_i به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\zeta = [\zeta_1 \quad \dots \quad \zeta_{2n}] = [I(n) \quad -I(n)] \quad (۵)$$

بهنگام کردن زمان

$$\chi_{k|k}^i = \widehat{X}_{k|k} + \sqrt{p_{k|k}} \zeta_i \quad i = 1, \dots, 2n \quad (۶-الف)$$

$$w_i = 1/2n \quad (۶-ب)$$

$$X_{k+1|k}^i = f(\chi_{k|k}^i) + U_k \quad (۶-ج)$$

$$\widehat{X}_{k+1|k} = \sum_i w_i X_{k+1|k}^i \quad (۶-د)$$

$$p_{k+1|k} = \sum_i w_i X_{k+1|k}^i X_{k+1|k}^{i'} - \widehat{X}_{k+1|k} \widehat{X}_{k+1|k}' + GQG' \quad (۶-ه)$$

بهنگام کردن داده

$$\chi_{k+1|k}^i = \widehat{X}_{k+1|k} + \sqrt{p_{k+1|k}} \zeta_i \quad i = 1, \dots, 2n \quad (۷-الف)$$

$$\xi_{k+1|k}^i = h(\chi_{k+1|k}^i) \quad (۷-ب)$$

$$\widehat{Z}_{k+1|k} = \sum_i w_i X_{k+1|k}^i \quad (۷-ج)$$

$$p_{zz} = \sum_i w_i \xi_{k+1|k}^i \xi_{k+1|k}^{i'} - \widehat{Z}_{k+1|k} \widehat{Z}_{k+1|k}' + R \quad (۷-د)$$

$$p_{xz} = \sum_i w_i \chi_{k+1|k}^i \xi_{k+1|k}^{i'} - \widehat{X}_{k+1|k} \widehat{Z}_{k+1|k}' \quad (۷-ط)$$

$$L_{k+1} = p_{xz} p_{zz}^{-1} \quad (۷-و)$$

$$\widehat{X}_{k+1|k+1} = \widehat{X}_{k+1|k} + L_{k+1} (Z_k - \widehat{Z}_{k+1|k}) \quad (۷-ه)$$

$$p_{k+1|k+1} = p_{k+1|k} - L_{k+1} p_{zz} L_{k+1}' \quad (۷-ی)$$

۳-۲- فیلتر H_∞ بی‌بو

فیلتر H_∞ خطای بدترین حالت تخمین را کمینه می‌کند و از این‌رو نسبت به فیلتر کالمن برتری دارد. به‌علاوه این فیلتر هیچ فرضیه‌ای را بر روی نویزها در نظر نمی‌گیرد. در نتیجه محدودیت کالمن را ندارد. همانند UKF برای مدل‌های غیرخطی این فیلتر نیز می‌تواند از تبدیل بی‌بو استفاده کند. در نتیجه مرحله بهنگام کردن زمان همانند UKF است و تنها بهنگام کردن داده را بیان می‌کنیم [۱۹].

$$\xi_{k+1|k}^i = h(X_{k+1|k}^i) \quad (۸-الف)$$

$$\widehat{Z}_{k+1|k} = \sum_i w_i \xi_{k+1|k}^i \quad (۸-ب)$$

$$p_{zz} = \sum_i w_i (\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k}) (\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k})' + R \quad (۸-ج)$$

$$p_{xz} = \sum_i w_i (X_{k+1|k}^i - \widehat{X}_{k+1|k}) (\xi_{k+1|k}^i - \widehat{Z}_{k+1|k})' \quad (۸-د)$$

$$R_{e,k} = \begin{bmatrix} R + p_{zz} & p_{xz}' \\ p_{xz} & -\lambda^2 I(n) + p_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (۸-ه)$$

$$\widehat{X}_{k+1|k+1} = \widehat{X}_{k+1|k} + p_{xz} (R + p_{zz})^{-1} (Z_k - \widehat{Z}_{k+1|k}) \quad (۸-و)$$

$$p_{k+1|k+1} = p_{k+1|k} - [p_{xz} \quad p_{k+1|k}] R_{e,k} \begin{bmatrix} p_{xz}' \\ p_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (۸-ی)$$

۳- مدل گوس-مارکوف سیستم

در مساله TMA دوبعدی، یک سنسور متحرک به جمع‌آوری زوایای سمت می‌پردازد و مکان و سرعت هدف را تخمین می‌زند. هدف در مسیر مستقیم و با سرعت ثابت در حال حرکت است. زاویه سمت به صورت زاویه بین خط واصل هدف و مشاهده‌گر تعریف می‌شود.

اگر بردار حالت نسبی هدف-مشاهده‌گر را به صورت رابطه (۹) در نظر بگیریم، در این‌صورت متغیرهای آن به ترتیب عبارتند از: فاصله نسبی نسبت به محور X ، فاصله نسبی نسبت به محور Y ، سرعت نسبی در راستای محور X (v_x) و سرعت نسبی در راستای محور Y (v_y).

$$X_k = X_{Tk} - X_{Ok} = \begin{bmatrix} x_{1k} \\ x_{2k} \\ x_{3k} \\ x_{4k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ v_{xk} \\ v_{yk} \end{bmatrix} \quad (۹)$$

در این صورت معادله مشاهدات غیر خطی بوده و رابطه آن برابر است با

$$\beta_k = \tan^{-1}(x_k/y_k) \quad (۱۰)$$

در عمل این مقدار مشاهده شده با نویز سفید گوسی با واریانس σ_v^2 جمع می‌شود.

با در نظر گرفتن دینامیک حرکت هدف-مشاهده‌گر معادله خطی حالت به صورت ماتریسی زیر قابل نوشتن است.

$$X_{k+1} = F X_k + G W_k + U_k \quad (۱۱)$$

ماتریس ضرایب F و G و بردارهای W_k و U_k عبارتند از:

$$Y_{k+1} = f_c^{mp}(X_{k+1}) = f_c^{mp}(FX_k + GW_k + U_k) = f_c^{mp}(Ff_{mp}^c(Y_k) + GW_k + U_k) \quad (20)$$

مشاهدات نیز طبق رابطه خطی $z_k = HY_k + v_k$ با ماتریس ضرایب $H = [0 \ 0 \ 1 \ 0]$ قابل بیان است. در نتیجه مدل گوس-مارکف در مختصات قطبی بدست می‌آید.

$$\begin{cases} Y_{k+1} = f_c^{mp}(Ff_{mp}^c(Y_k) + GW_k + U_k) \\ z_k = HY_k + v_k \end{cases} \quad (21)$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بر خلاف مدل دکارتی، معادله حالت غیرخطی و معادله مشاهدات خطی می‌باشد.

۴- سناریو و نتایج شبیه‌سازی

هندسه هدف-مشاهده‌گر را مطابق شکل ۱ در نظر می‌گیریم. در این سناریو با توجه به ثابت بودن سرعت هدف، برای برقرای شرط رویت‌پذیری، حرکت مشاهده‌گر را به صورت مانور در بردار سرعت لحاظ کرده‌ایم. بردار موقعیت اولیه و سرعت ثابت هدف برابر است با

$$[x_{T(0)}, y_{T(0)}]' = [15000m, 10000m]'$$

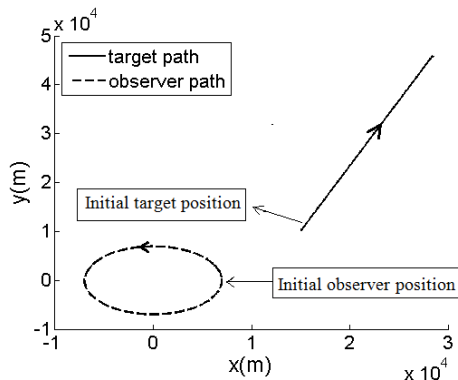
$$[v_{xT}, v_{yT}]' = [15 \text{ m/s}, 40 \text{ m/s}]'$$

مشاهده‌گر نیز با سرعت ثابت 50 m/s محیط دایره‌ای به شعاع 7000 متر را دور می‌زند. واریانس خطای مشاهدات $\sigma_\beta^2 = 1^\circ$ در نظر گرفته می‌شود. مقادیر اولیه در شروع بکار فیلترها عبارتند از:

$$\hat{Y}(0|0) = [-0.1 \ 0.09 \ 0.2 \ 0.1]'$$

$$P(0|0) = \text{diag}(\hat{Y}(0|0)^2)$$

نتایج شبیه‌سازی در شکل‌های ۲-۵ نشان‌دهنده برتری H_∞ بی‌بو نسبت به سایر فیلترها می‌باشد.



شکل ۱: مسیر حرکت هدف و مشاهده‌گر در صفحه x-y

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$W_k = \begin{bmatrix} w_{x(k)} \\ w_{y(k)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$U_k = \begin{bmatrix} -(x_{O(k+1)} - x_{O(k)} - Tv_{xO(k)}) \\ -(y_{O(k+1)} - y_{O(k)} - Tv_{yO(k)}) \\ -(v_{xO(k+1)} - v_{xO(k)}) \\ -(v_{yO(k+1)} - v_{yO(k)}) \end{bmatrix} \quad (15)$$

مدل گوس مارکف سیستم در این حالت به صورت زیر قابل بازنویسی است که تابع غیرخطی $h(\cdot)$ به صورت بیان شده در رابطه (۱۰) است.

$$\begin{cases} X_{k+1} = FX_k + GW_k + U_k \\ z_k = h(X_k) + v_k \end{cases} \quad (16)$$

برای سادگی بردار حالت در مختصات قطبی را به صورت زیر بیان می‌کنیم [۱۷].

$$Y_k = \begin{bmatrix} y_{1k} \\ y_{2k} \\ y_{3k} \\ y_{4k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_k \\ \dot{r}_k/r_k \\ \beta_k \\ 1/r_k \end{bmatrix} \quad (17)$$

متغیرهای این بردار معکوس برد، زاویه دید، نرخ تغییرات زاویه دید و نرخ تغییرات برد تقسیم بر برد است. در این حالت برای بدست آوردن مدل سیستم فرض می‌کنیم بتوان بردار حالت قطبی و دکارتی را توسط دو تبدیل یک به یک از یکدیگر بدست آورد [۱۷].

با در نظر گرفتن روابط هندسی و مثلثاتی، این دو تبدیل برابر است با:

$$f_{mp}^c = \begin{bmatrix} (1/y_3)\sin(y_1) \\ (1/y_3)(y_4\sin(y_1) + y_2\cos(y_1)) \\ (1/y_3)\cos(y_1) \\ (1/y_3)(y_4\cos(y_1) + y_2\sin(y_1)) \end{bmatrix} \quad (18)$$

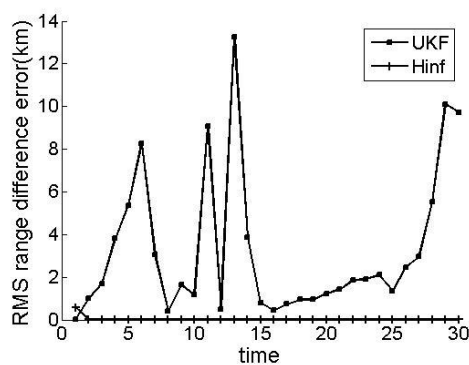
$$f_c^{mp} = \begin{bmatrix} \frac{x_3x_2 - x_4x_1}{x_1^2 + x_2^2} \\ \frac{x_3x_1 + x_4x_2}{x_1^2 + x_2^2} \\ \tan^{-1}(x_1/x_2) \\ \frac{1}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \end{bmatrix} \quad (19)$$

با توجه به این دو رابطه، معادله سیستم بدست می‌آید.

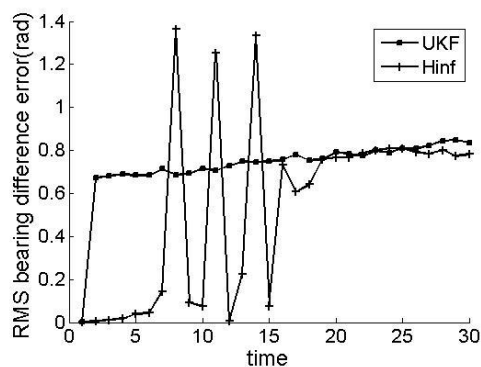
۵- بررسی عدم قطعیت

در این قسمت با لحاظ کردن عدم قطعیت در آمارگان‌های نویز مشاهدات رفتار فیلتر H_∞ بی‌بو را با UKF به عنوان نماینده فیلترهای کلاس کالمن مقایسه می‌کنیم. برای این منظور خطای تخمین‌گرها را در دو حالت با یکدیگر مقایسه می‌کنیم. حالت اول نبود عدم قطعیت و سناریوی مطرح شده در قسمت قبل را در نظر می‌گیریم. در حالت دوم عدم قطعیت را به صورت تغییر در آمارگان‌های نویز مشاهدات لحاظ می‌کنیم. به عبارتی اگر در حالت معلوم نویز مشاهدات را به صورت $N(0, \sigma^2)$ در نظر می‌گرفتیم، اکنون به صورت $N(0.2Z_k, 1.2\sigma^2)$ لحاظ می‌گردند.

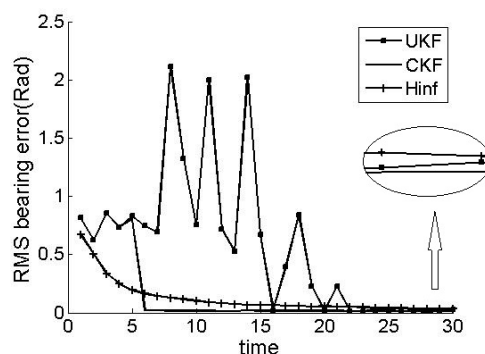
شکل‌های ۶-۹ میزان تغییر در خطای تخمین را در دو حالت بیان شده نشان می‌دهد که برتری H_∞ بی‌بو مشهود است.



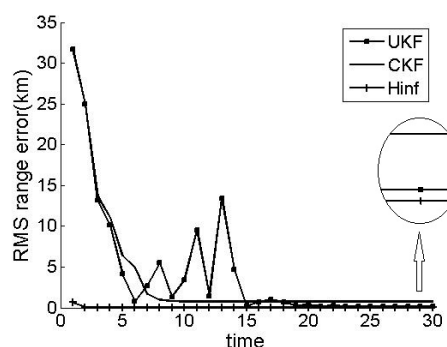
شکل ۶: نمودار تغییر در مقدار خطای برد



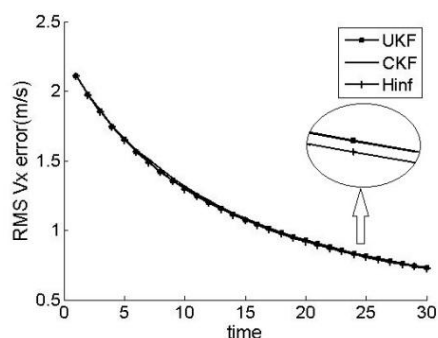
شکل ۷: نمودار تغییر در مقدار خطای زاویه دید



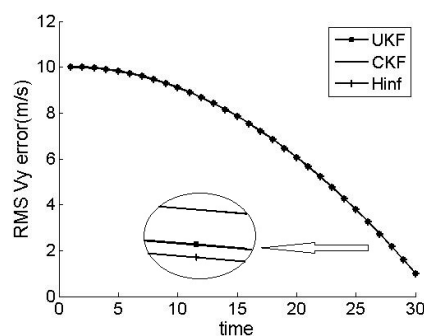
شکل ۸: نمودار RMSE تخمین زاویه دید بر حسب زمان



شکل ۹: نمودار RMSE تخمین فاصله نسبی هدف-مشاهده‌گر بر حسب زمان



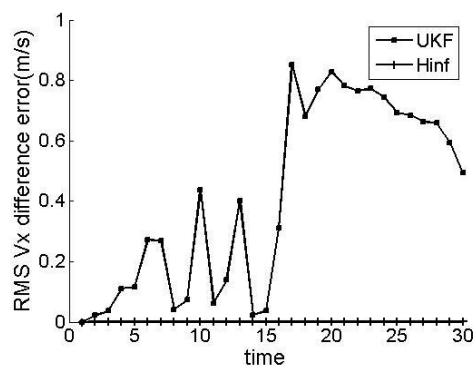
شکل ۱۰: نمودار RMSE تخمین سرعت نسبی در راستای محور X بر حسب زمان



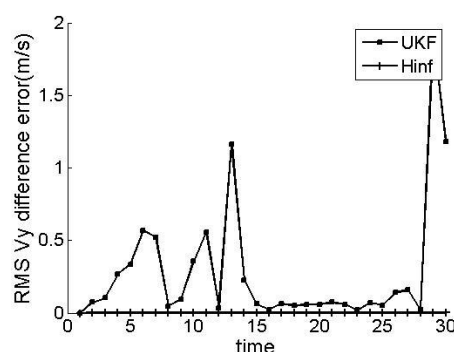
شکل ۱۱: نمودار RMSE تخمین سرعت نسبی در راستای محور Y بر حسب زمان

motion analysis," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-29, pp. 775-787, 1984.

- [2] M. Gavish and A. J. Weiss, "Performance analysis of bearings-only target location algorithms," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23, no.3, pp. 817-828, July 1992.
- [3] D. T. Pham, "Some quick and efficient methods for bearings-only target motion analysis," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 41, no. 9, pp. 2737-2751, Sep., 1993.
- [4] T. R. Kronhamn, "Bearing-only target motion analysis based on a multi hypothesis Kalman filter and adaptive ownship motion control," *IEE Proc. of Radar, Sonar and Navigation*, vol. 145, no. 4, pp. 247-252, Aug. 1998.
- [5] T. L. Song, "Observability of target tracking with bearing-only measurements," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 2, pp. 1468-1472, 1996.
- [6] J. M. Passerieux and D. Van Cappel, "Optimal observer maneuver for bearing-only tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, pp. 777-788, Jul. 1998.
- [7] X. Deng, Q. Wang and Y. Zhou, "Motion analysis of observer for bearings-only passive location and tracking," *In Proc. of the Int. Conf. on Information and Automation*, Changsh, pp. 850-853, 20-23 June 2008.
- [8] R.L. y Streit and M.J. Walsh, "A linear least square algorithm for bearings-only target motion analysis," *In Proc. of IEEE Conf. on Aerospace, Snowmass at Aspen Co.*, vol. 4, pp. 443-445, 6-13 Mar. 1999.
- [9] Z. Berman, "A reliable maximum likelihood algorithm for bearing-only target motion analysis," *Proc. of 36th IEEE Conf. on Decision and Control*, California USA, vol. 5, pp. 5012-5017, Dec. 1997.
- [10] J. P. L. Cadre and C. Jauffret, "On the convergence of iterative methods for bearings-only tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 35, pp. 801-818, Jul. 1999.
- [11] S. K. Rao, "Modified gain extended Kalman filter with application to bearings-only passive maneuvering target tracking," *IEE Radar, sonar and Navigation*, vol. 152. no. 4, pp. 239-244, Aug 2005.
- [12] D. Laneuville and C. Jauffret, "Recursive bearings-only TMA via unscented Kalman filter: cartesian vs. modified polar coordinates," *IEEE Conf. on Aerospace*, pp. 1-11, 2008.
- [13] M. Dahmani, A. Meche, M. Keche and A. Ouamri, "Reduced cubature Kalman Filtering applied to target tracking," *IEEE Int. Conf. on Control, Instrumentation and Automation (ICCIA)*, pp. 1097-1101, 2011.
- [14] S. Sadhu, S. Mondal, M. Srinivasan and T.K. Ghoshal, "Sigma point Kalman filter for bearing only tracking," *IEEE Int. Conf. on Signal Processing*, pp. 3769-3777, 2006.
- [15] V. J. Aidala and S. C. Nardone, "Biased estimation properties of the pseudolinear tracking filter," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-18, no. 4, pp. 432-441, Jul. 1982.
- [16] K. Spingarn, "Passive position location estimation using the extended Kalman filter," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23, no. 4, pp. 558-567, July 1987.
- [17] V. J. Aidala and S. E. Hammel, "Utilization of modified polar coordinates for bearings-only tracking," *IEEE Trans. on Automation Control*, vol. AC-28, no. 3, pp. 283-294, Mar. 1983.
- [18] D. Simon, *Optimal State Estimation Kalman, H_∞, and Nonlinear Approaches*; John Wiley & Sons, New Jersey, 2006.
- [19] W. Li and Y. Jia, "H-infinity filtering for a class of nonlinear discrete-time systems based on unscented transform," *Elsevier Signal Processing*, pp. 3301-3307, May 2010.



شکل ۸: نمودار تغییر در خطای سرعت در راستای محور x



شکل ۹: نمودار تغییر در خطای سرعت در راستای محور y

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله جدیدترین و کارآمدترین تکنیک‌های تخمین را در حل مساله TMA مورد ارزیابی قرار دادیم. دو فیلتر UKF و CKF عملکرد بسیار نزدیک و ساختار مشابهی دارند. از این رو UKF را با خطای کمتر به عنوان نماینده فیلترهای کلاس کالمن در نظر گرفته و با فیلتر H_{∞} بی‌بو، مورد مقایسه قرار دادیم. فیلتر H_{∞} بی‌بو خطای کمتری را در تخمین متغیرها ارائه داده است. این در حالی است که این فیلتر در مقابله با عدم قطعیت نویزهای مدل مقاوتر بوده و همچنان تخمین‌های دقیق‌تری را ارائه می‌کند.

سپاسگزاری

این مقاله با همکاری و حمایت صنایع دریایی شهید مقدم یزد به اتمام رسیده است.

مراجع

- [1] S. C. Nardone, A. G. Lindgren and K. F. Gong, "Fundamental properties and performance of conventional bearing-only target