

تخمین پارامترهای اهداف راداری با مانور زیاد

علی کارساز^۲

حمید خالوزاده^۱

^۱دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی برق، تهران، ایران

^۲دانشگاه فردوسی مشهد دانشکده مهندسی برق، مشهد، ایران

خطا ارائه می گردد که بهبود قابل ملاحظه ای در تشخیص پارامترهای اهداف با مانورهای زیاد به همراه می آورد.

واژه های کلیدی: اهداف با مانور زیاد، فیلتر کالمن، شناسایی پارامترهای هدف، مدل های عدم قطعیت فیشر و بیژین، بازنشانی ماتریس کواریانس خطا.

چکیده: این مقاله ضمن مرور روشهای ارائه شده جهت تخمین پارامترهای هدف، دو روش را که به دسته روشهای تخمین پارامترهای هدف بر مبنای تخمین ورودی (مانور) استوار است مورد بررسی دقیقتری قرار داده و میزان کارایی آنها را در تخمین پارامترهای اهداف با مانور زیاد مورد ارزیابی قرار می دهد. با توجه به ضعف نسبی هر دو الگوریتم در تخمین پارامترهای اهداف با مانور زیاد، راهکاری بر اساس بازنشانی ماتریس کواریانس

High Maneuvering Target Parameters Estimation

Hamid Khaloozadeh¹

Ali Karsaz²

¹Department of Electrical Engineering, K.N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

²Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Abstract: Two maneuvering target tracking techniques which are based on the Input Estimation (IE) approach are compared in this paper. The performance effectiveness of these methods are evaluated and compared in a high maneuvering target parameter estimation process. It is shown that both of the above techniques are degraded when targets move with high maneuver. In this

paper an innovation matrix covariance resetting is proposed to overcome the inefficiency exist in high maneuvering target parameter estimation.

Keywords: High Maneuvering Targets, Maneuver Detection, Matrix Covariance Resetting, Fisher and Bayesian Uncertainty Models

۱- مقدمه

مسئله ردیابی هدف و شناسایی پارامترهای مشخصه حرکتی آن (کورس و سرعت) یکی از مسائل اساسی در سیستم های ناوبری است، بر این اساس تاکنون تحقیقات متعددی انجام شده است که به ارائه الگوریتمهای جدید، بهبود و تغییر در الگوریتمهای موجود، استفاده از مختصات مختلف و غیره منجر شده است که هر کدام دارای نقاط ضعف و قوت متفاوتی می باشند. اغلب این مقالات در زمینه تشخیص فاصله هدف (برد) و زاویه هدف (سمت) با مانورهای کم و یا مانور در جهات خاص موفق بوده و نتایج مطلوبی را برای بهبود تخمین این دو پارامتر ارائه نموده اند در صورتیکه در زمینه تشخیص و شناسایی سرعت و جهت حرکت هدف برای اهداف با مانور زیاد دارای خطا بوده و عملکرد ضعیفی را دارند.

همچنین الگوریتم های مختلفی برای شبیه سازی اهداف در مختصات قطبی و کارترین وجود دارد، این الگوریتمها در مواجهه با اهداف دارای سرعت ثابت و بدون مانور و با اهداف با مانور از جهت پیاده سازی فیلترهای تخمین مربوطه متفاوت می باشند. در صورتی که شبیه سازی و فیلتر ردیابی هدف صحیح نباشند خاصیت ردیابی سرعت از دست می رود. دسته ای از مقالات از هر دو فیلتر تخمین اهداف با مانور و بدون مانور برای ردیابی حرکت هدف می کنند. به این ترتیب که به محض آشکار سازی مانور موجود، ردیابی از فیلتر معمولی به الگوریتم ردیابی هدف در حالت با مانور سوئیچ می شود. بنابراین نیاز به الگوریتمی برای تشخیص مانور و زمان شروع آن ضروری است. معمولاً تخمین زمان دقیق شروع مانور هدف آسان نیست، کارهای خوبی اخیراً برای آشکارسازی زمان شروع مانور صورت پذیرفته است [1]. در این مقاله، یک روش برای کنترل زمان برخورد با مانور، برای آشکار سازی مانور هدف با روش تخمین ورودی به شکل بازگشتی^۱ (RIE) ارائه شده است، روش پیشنهادی [1] با استفاده از متد مونت کارلو^۲ مورد ارزیابی قرار گرفته است. به این ترتیب بازه های زمانی نمونه برداری با دینامیک هدف تطبیق می یابند و خطای دنبال کردن هدف در شروع مانور در مقایسه با روشهایی که از بازه زمانی ثابت نمونه برداری داده ها بهره می برند، کاهش می یابد. روشهای مختلفی برای شبیه سازی اهداف با مانور وجود دارد، برای مثال، استفاده از فیلترهای کالمن از درجات مختلف و سوئیچ بین

آنها، تخمین شتاب در حین مانور، به شکل دسته ای^۳ از اطلاعات و یا به شکل بازگشتی^۴ برای الگوریتم های بلادرنگ^۵ و غیره. در تحقیقی دیگر، شتاب به عنوان یک فرایند تصادفی با خودهمبستگی^۶ نمایی و مشخص فرض می شود، این مدل قادر به ردیابی اهداف با مانور بوده ولیکن عملکرد آن هنگامی که هدف با شتاب (هر چند ثابت) در حال حرکت است کاهش می یابد [2]. در مقاله دیگر روشی برای آشکار سازی و تخمین اهداف با مانور به نام GLR^۷ ارائه شده است، این روش براساس فرضیه صفر در صورت عدم وجود مانور و دیگری فرضیه وجود مانور عمل می کند، هنگامی که نسبت احتمال آشکار سازی هدف توسط رادار از حد معینی فراتر رود به معنی وجود مانور در حرکت هدف می باشد [3].

در مسائل ردیابی اغلب از فیلترهای کالمن در مختصات قطبی و یا کارترین استفاده می شود. الگوریتم های ردیابی هدف در مختصات قطبی برای بکارگیری فیلتر کالمن به راحتی مختصات کارترین نیستند، چرا که در مختصات قطبی مدل فرایند یک مدل غیرخطی است ولی در مقابل مدل خروجی خطی است. با توجه به اینکه رادار پارامترهای برد و سمت هدف را (در مختصات قطبی) تخمین می زند، مدل های قطبی برای مدلسازی نویزهای اندازه گیری وضعیت هدف، مناسبتر هستند و در مختصات کارترین اگر چه از فیلتر کالمن به دلیل خطی بودن مدل فرایند در شبیه سازی و تخمین پارامترهای هدف استفاده می شود ولی خطاهای اندازه گیری برد و سمت باید از مختصات کارترین به قطبی تبدیل شود که مدل غیرخطی خروجی رادار را نتیجه می دهد [4].

اهداف هوایی معمولاً در مسیرهای دایره ای حرکت می کنند که برای ردیابی آنها که از نوع اهداف با مانور محسوب می شوند، فیلترهای دایره ای استفاده می شود [3, 10]. روشی برای ردیابی این اهداف با استفاده از فیلتر کالمن ساده پیشنهاد شده است، این سیستم جدید به محض آشکار سازی مانور به یک سیستم با مختصات قطبی که در مرکز مانور در نظر گرفته شده، تغییر وضعیت می دهد. بردار حالت شامل شعاع، زاویه و سرعت زاویه ای بوده که به دلیل خطی بودن، امکان استفاده از فیلتر کالمن معمولی را فراهم می کند. این روش در مقایسه با سایر روشها که بر اساس

³- Batch

⁴- Recursive

⁵- Online

⁶- Auto Correlation

⁷-Generalized Likelihood Ratio

¹-Recursive Input Estimation

²-Monte-Carlo

شتاب ثابت در طول محورهای X و Y کار می کنند دارای عملکرد بهتری است [10].

به طور کلی، مدل سرعت ثابت برای توصیف حرکات هدف با استفاده از یک بردار فضای حالت شش بعدی که شامل سرعت و موقعیت در سیستم مختصات کارترین است بکار می رود [11, 12]. در مقالات متعددی، استفاده از یک فیلتر که توانائی تخمین مقادیر صحیح موقعیت و شتاب اهدافی مانند هلی کوپتر و کشتی را دارا است پیشنهاد شده است. در این مقالات اهداف به شکل با مانور در نظر گرفته شده است و فیلتر به دو مدل مشاهده و مدل شبیه سازی حرکت هدف اعمال می شود [13, 14]. مدل مشاهده، اندازه گیریهای برد^۸، فراز^۹ و سمت^{۱۰} را که توسط رادار صورت می پذیرد، تشریح می کند. مدل دینامیکی نیز حرکات هدف را بیان می کند. در این دسته از مقالات از فیلتر سازی با فرض مدل سرعت ثابت^{۱۱} (CV) و یا مدل شتاب ثابت^{۱۲} (CA) بهره می برند. از جمله ضعفهای این روش اینست که در زمان وجود مانور در حرکات هدف، کارایی ردیابی آن به مرور از میان رفته و فیلتر واگرا می شود، یک فیلتر ردیابی هدف با مدل سرعت زاویه ای ثابت و سرعت ثابت (CAV) برای مقابله با این مشکل پیشنهاد شده است [15]. نتایج شبیه سازی در این مقاله بهبود خطاهای پیش بینی موقعیت را در مقایسه با (CV) و (CA) نشان می دهد.

در مراجع [16, 17, 18] از یک تخمینگر کالمن دو-حالتی استفاده شده است. این تخمینگر کالمن دو-حالتی برای ردیابی مانورهای اهداف، با فرض شتاب هدف به عنوان یک جمله بایاس و بشکل ثابت بکار رفته است، از جمله محدودیتهای این روش اینست که الگوریتم مورد نظر به تنظیم پارامترهای آن بسیار حساس بوده و این پارامترها باید به گونه ای تنظیم شوند که پایداری فیلتر از دست نرود. این محدودیت از دامنه کاربرد این روش می کاهد. بر این اساس در [19] یک الگوریتم ردیابی هدف با مانور با تخمین ورودی پیشنهاد شده و عملکرد آن با تخمینگر کالمن دو-حالتی مقایسه شده است. این روش جدید، دارای ساختار مشابه با تخمینگر دو-حالتی بوده، که شتاب هدف را به عنوان یک جمله غیر- تصادفی در نظر گرفته و از یک تخمینگر ورودی و یک آشکار ساز مانور به شکل موازی بهره می برد و علاوه بر

مزایای تخمینگر دو-حالتی، مشکلات به کار گیری آن را نداشته و از پارامترهای تنظیم بهتری برخوردار می باشد. ضعف این روش وابستگی الگوریتم به سناریوی هدف بوده ضمن اینکه برای اهداف با مانور های زیاد و شتابهای غیر ثابت کارایی ندارد.

یکی از روشهای دیگر در شبیه سازی اهداف با مانور از طریق تبدیل مسئله ردیابی اهداف با مانور به مدلهای استاندارد بیزین و فیشر است در واقع این روش بر مبنای مدلسازی هدف به شکل فضای حالت و با پیاده سازی فیلتر کالمن افزوده^{۱۳} استوار است و مدل سازی هدف با بردار وضعیت مکان و سرعت که در آن شتاب به شکل یک ورودی ناشناخته^{۱۴} به سیستم اعمال می گردد، در نظر گرفته شده است. این روش نتایج بسیار خوبی در مقایسه با سایر روشها به دست می دهد، خصوصاً اینکه در این روش، میزان بایاس بودن خطای ردیابی به سمت صفر میل می کند و دارای هیچ بایاسی در ردیابی اهداف با مانور کم نمی باشد [20]. کارایی این روش نیز در حالات مانور زیاد کاهش می یابد. در تحقیق حاضر راهکاری بر اساس بازنشانی ماتریس کواریانس خطا ارائه می گردد که بهبود قابل ملاحظه ای در تشخیص پارامترهای اهداف با مانورهای زیاد همراه می آورد.

۲- مدلهای عدم قطعیت^{۱۵}

دو مدل اساسی در شبیه سازی عدم قطعیتها، مدلهای بیزین^{۱۶} و فیشر^{۱۷} می باشد این مدلها دو شکل شناخته شده از فرآیندهای فضای حالت به شکل ساختارهای سفید هستند.

مدل بیزین یکی از مهمترین و معمول ترین مدلهای عدم قطعیت است. در مدلهای بیزین عدم قطعیت به شکل متغیرهای تصادفی و یا فرآیندهای اتفاقی با توزیع احتمالاتی کاملاً مشخص و یا با گشتاورهای اول و دوم معین مدل می شوند و به شکل زیر می تواند نمایش داده شوند.

در بسیاری از کاربردها w می تواند به شکل کاملاً نامشخص^{۱۸} باشد در این صورت مدل به مدل فیشر تبدیل خواهد شد، در برخی از موارد مدل فیشر به عنوان حالت حدی مدل بیزین وقتی که $Q(0) = \infty I$ می شود در نظر گرفته می شود. البته باید توجه

¹³-Augmented Kalman Filter

¹⁴-Unkonwn

¹⁵-Models of Uncertainty

¹⁶-Bayesian

¹⁷-Fisher

¹⁸-Completely Unknown

⁸-Range

⁹-Elevate

¹⁰-Yaw

¹¹-Constant Velocity

¹²- Constant Acceleration

داشت که این دو مدل از نظر مفهومی با یکدیگر تفاوت زیادی دارند[4].

$$\sum (n|n) = E[(X(n) - \hat{X}(n|n))(X(n) - \hat{X}(n|n))^T]$$

ماتریس کواریانس خطای تخمین و $\sum (n+1|n)$ ماتریس کواریانس خطای یک گام رو به جلو است.

۴- الگوریتم ردیابی

در بسیاری از مقالات به روشهای شبیه سازی هدف در فضای حالت اشاره شده است [5-8].

در این تحقیقات فرض شده، که هدف در مختصات دو بعدی مانند یک کشتی در یک صفحه در حال حرکت است و مدل فضای حالت به شکل زیر برای بیان هدف بدون مانور $u(n)=0$ در نظر گرفته می شود:

$$X(n+1) = F(n)X(n) + G(n)w(n) \quad (3)$$

$$X = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]^T$$

که در آن F ماتریس انتقال، G ماتریس نویز سیستم و w نویز سیستم است که به شکل سفید با واریانس σ_w^2 در نظر گرفته می شود، ماتریس های F و G از گسسته سازی معادلات حالت پیوسته با زمان نمونه برداری T با استفاده از قوانین نیوتن حاکم بر حرکت بدست می آیند. در این معادلات X و Y موقعیت هدف است و F و G عبارتند از:

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

معادله اندازه گیر نیز به صورت زیر خواهد بود:

$$z(n) = H(n)X(n) + v(n)$$

که در آن $H(n)$ ماتریس اندازه گیر بوده و $v(n)$ نویز اندازه گیر است و به شکل گوسی با ماتریس کواریانس R در نظر گرفته می شود. ماتریس $H(n)$ به شکل زیر داده می شود:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$X(n+1) = F(n)X(n) + G(n)w(n)$$

$$z(n) = H(n)X(n) + v(n)$$

$$X(n) \quad \text{state}$$

$$z(n) \quad \text{observation}$$

$$v(n) \quad \text{white observation uncertainty}$$

$$w(n) \quad \text{white system driving uncertainty}$$

$$X(0) \quad \text{initial condition}$$

(۱)

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

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

$$E\{x(0)x^T(0)\} = \psi, \quad E\{x(0)\} = 0$$

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

۳- فیلتر سازی در مدل های بیزین

در مدل بیزین برای عدم قطعیت ها از مدل های احتمالاتی اتفاقی استفاده می شود و $X(0)$, $v(n)$, $w(n)$ به عنوان متغیرهای تصادفی سفید با میانگین صفر فرض می شوند. ماتریسهای $H(n)$, $F(n)$, $G(n)$ در معادله (۱) به عنوان توابع معلوم فرض شده است. هدف از فیلتر سازی تخمین $X(n_1)$ با استفاده از مشاهدات $z(1), \dots, z(n_1)$ است، در صورتی که تخمین بدون بایاس و دارای ماتریس کواریانس خطای تخمین مینیمم مد نظر باشد حل مسئله فوق به فرمولهای معمول و معروف فیلتر کالمن به شکل زیر منجر می شود:

$$\hat{X}(n+1|n) = F(n)\hat{X}(n|n) + K(n+1)[z(n+1) - H(n+1)F(n)\hat{X}(n|n)]$$

$$K(n+1) = \Sigma(n+1|n+1)H^T(n+1)R^{-1}(n+1)$$

$$\Sigma(n+1|n+1) = \Sigma(n+1|n) - \Sigma(n+1|n)H^T(n+1)$$

$$[R(n+1) + H(n+1)\Sigma(n+1|n)] \quad (2)$$

$$H(n+1)^T]^{-1}H(n+1)\Sigma(n+1)$$

$$\Sigma(n+1|n) = F(n)\Sigma(n|n)F^T(n) + G(n)Q(n)G^T(n)$$

$$\Sigma(0|0) = 0, \quad \hat{X}(0|0) = 0$$

در مدل با مانور، شتاب به صورت یک جمله اضافه به معادله (3) اعمال می گردد:

$$X(n+1) = FX(n) + Cu(n) + Gw(n) \quad (4)$$

به عنوان مثال در یکی از مقالات موفق در زمینه پیاده سازی الگوریتم های ردیابی هدف [8]، مدل های حالت برای دو حالت، هدف با مانور و بدون مانور به شکل زیر به یکدیگر مرتبط می شوند:

$$\begin{aligned} \hat{X}^m(n+1|n) &= \hat{X}(n+1|n) + M(n+1|n)u(n) \\ \hat{X}^m(n|n) &= X(n|n) + N(n)u(n-1) \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن

$$\begin{aligned} M(n+1) &= FN(n) + C(n) \\ N(n) &= [I - K(n)H]M(n) \end{aligned} \quad (6)$$

اندیس m نشانگر حالت هدف با مانور است.

$K(n)$ بهره و $\hat{X}(n+1|n)$ پیش بینی حالات در زمان $n+1$ ام است که با توجه به مشاهدات تا نمونه n ام بدست می آید. تخمین $\hat{u}(n)$ به شکل جملاتی از باقیمانده $r^m(n)$ از فیلتر مانور زیر قابل استخراج است

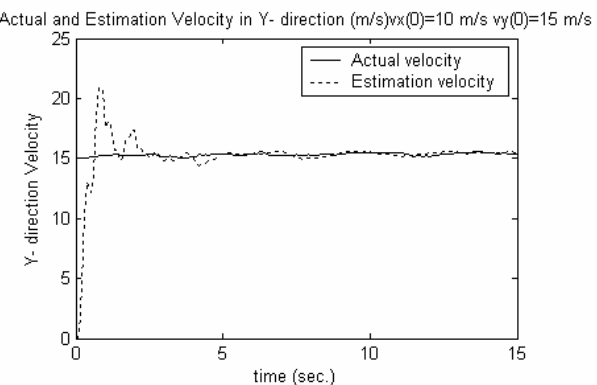
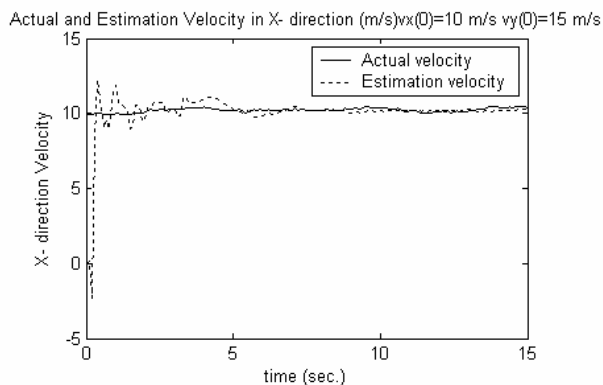
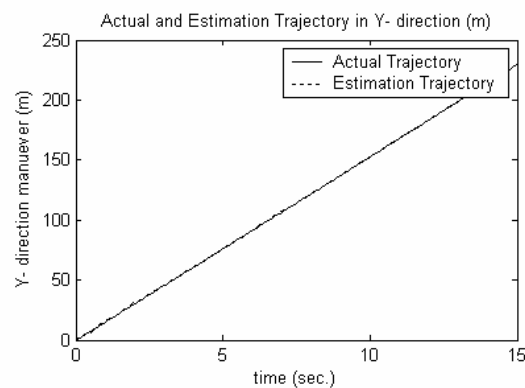
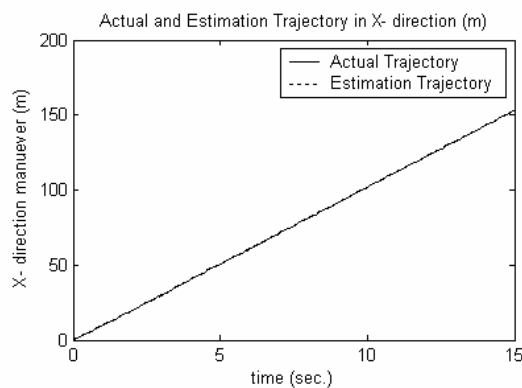
$$\hat{u}(n) = \hat{u}(n-1) + G_u(n)r^m(n) \quad (7)$$

که در آن

$$\begin{aligned} G_u(n) &= P_u(n-1)W \\ W &= M^T(n)H^T(HM(n)P_u(n-1)M^T(n)H^T + R^m(n))^{-1} \\ P_u(n) &= P_u(n-1) - P_u(n-1)WHM(n)P_u^T(n-1) \end{aligned} \quad (8)$$

در معادله (8)، $R^m(n)$ ، کواریانس اصلاح شده اندازه گیری است و می توان نوشت:

$$R^m(n) = HP^m(n|n-1)H^T + R \quad (9)$$



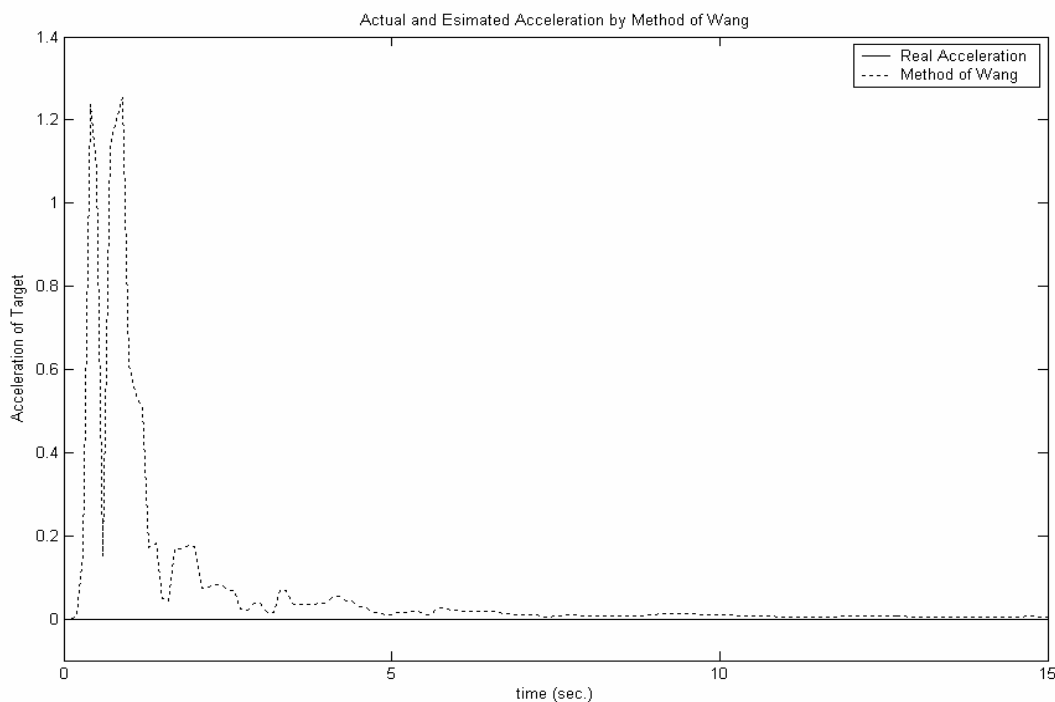
شکل (۱): عملکرد تخمین موقعیت و سرعت هدف با سرعت اولیه ولی بدون شتاب در مختصات x و y به روش Wang

سازی شده است. در این شبیه سازی بردار موقعیت اولیه صفر، بردار سرعت اولیه $V(0) = [v_x(0) \ v_y(0)]^T = [10 \ 15](m/s)$ و بردار شتاب نیز صفر در نظر گرفته شده است. مقدار اولیه ماتریس کوواریانس خطا $\sum(0|0) = 10I_6$ بوده و ماتریسهای نویز فرآیند و نویز اندازه گیر نیز بترتیب عبارتند از: $R = 0.5I_2$, $Q = 0.25I_2$ نرخ نمونه برداری نیز 0.1 ثانیه است.

کواریانس خطای پیش بینی و تخمین برای مدل با مانور نیز به شکل زیر است:

$$\begin{aligned} P^m(n|n) &= P(n|n) + N(n)P_u(n)N^T(n) \\ P^m(n+1|n) &= P(n+1|n) + M(n+1)P_u(n)M^T(n+1) \end{aligned} \quad (10)$$

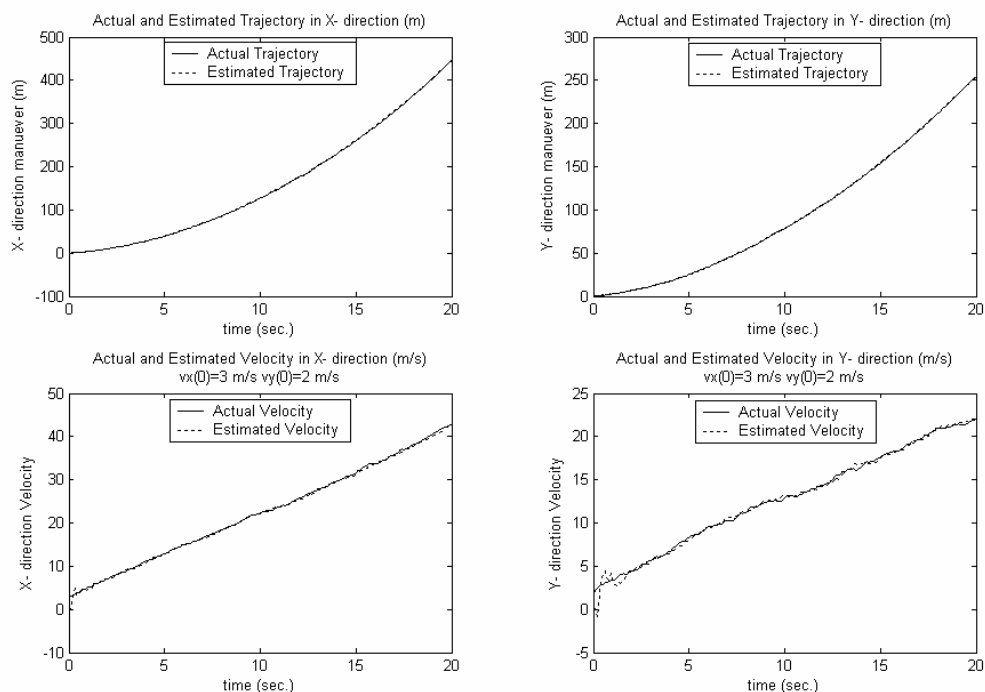
شکل (۱) نشانگر عملکرد خوب ردیابی پارامترهای موقعیت و سرعت در مختصات X و Y با استفاده از روش فوق (روش Wang) است. این شکل در حالتی که شتاب وجود ندارد، شبیه



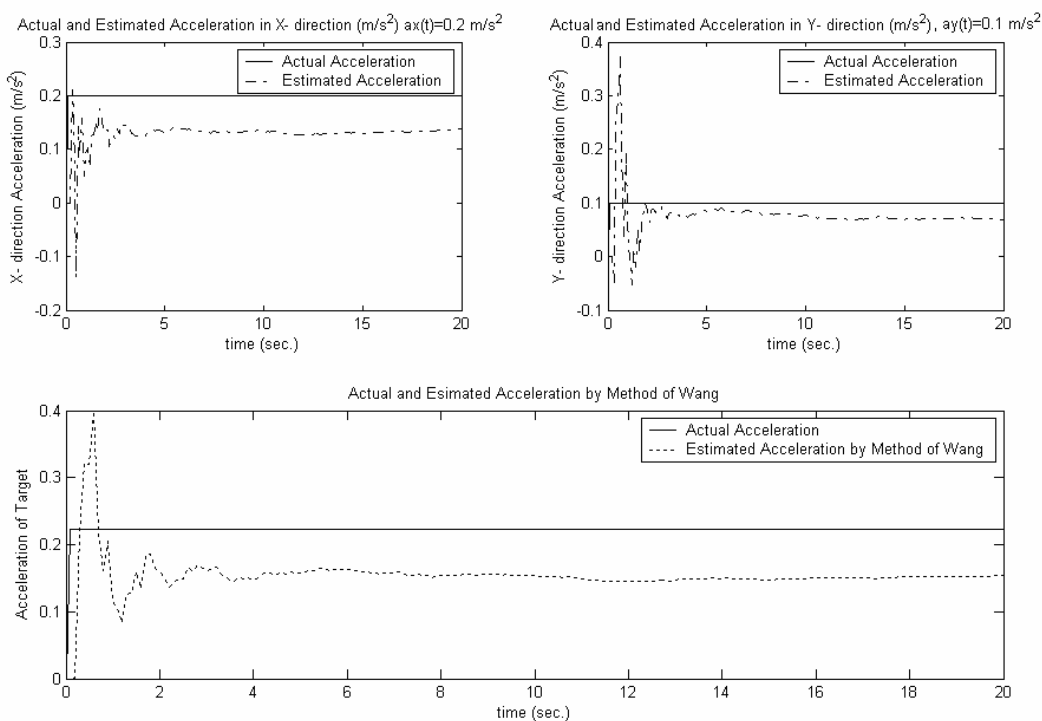
شکل (۲): عملکرد تخمین شتاب هدف با سرعت اولیه ولی بدون شتاب به روش Wang

نیز $a(t) = [a_x(t) \ a_y(t)]^T = [0.1 \ 0.2](m/s^2)$ در نظر گرفته شده است. همانطور که مشاهده می گردد در مواردی که هدف مانوری همراه با شتاب دارد، مقدار تخمینی شتاب، دارای بایاس است.

در شکل‌های (۳ و ۴) عملکرد ردیابی پارامترهای موقعیت و سرعت در مختصات X و Y به روش Wang در حالتی که هدف دارای شتاب ثابتی است دیده می شود. در این شبیه سازی بردار موقعیت اولیه صفر، و بردار سرعت اولیه $V(0) = [v_x(0) \ v_y(0)]^T = [3 \ 2](m/s)$ و بردار شتاب



شکل (۳): عملکرد تخمین موقعیت و سرعت هدف با سرعت اولیه همراه با شتاب ثابت در مختصات x و y به روش Wang



شکل (۴): عملکرد تخمین شتاب هدف با سرعت اولیه و همراه با شتاب ثابت به روش Wang $|a(t)| = \sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t)} = 0.2236 m/s^2$

$$\begin{aligned}
 R_{Aug} &= E\{V_{Aug} V_{Aug}^T\} = \\
 &E\{(HGw(n) + v(n+1))(HGw(n) + v(n+1))^T\} \\
 &= HGE\{w(n)w(n)^T\}G^T H^T + E\{v(n+1)v(n+1)^T\} \quad (12) \\
 \Rightarrow R_{Aug} &= E\{V_{Aug}(n)V_{Aug}^T(n)\} = HG(
 \end{aligned}$$

بدین ترتیب مسئله مدلسازی تخمین پارامترهای اهداف با مانور در مختصات دو بعدی بر اساس ترکیب مدل‌های عدم قطعیت بی‌زین-فیشر تکمیل می‌گردد. فرم فضای حالت ایجاد شده، شکل استاندارد فضای حالت با عدم قطعیت بی‌زین را داشته و تخمین بردار حالت جدید X_{Aug} بر اساس فیلتر کالمن استاندارد صورت می‌پذیرد. با توجه به تعریف X_{Aug} پارامترهای مانور و از جمله بردار شتاب همزمان تخمین زده می‌شوند. نکته قابل ذکر دیگر اینست که بردار شتاب u از طریق بهره کالمن و نیز بقیه پارامترهای معین سیستم و از جمله اندازه گیرها تاثیر می‌پذیرد و به روز می‌شود. نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی [20] و مقایسه آن با روش Wang در شکل (۵ و ۶) نشان داده شده است.

با توجه به شکل (۶) دیده می‌شود که عملکرد ردیابی با این روش صرفنظر از رفتار گذرای آن در چند ثانیه اول، بسیار مطلوب بوده و مقدار تخمینی شتاب، بدون بایاس است. عملکرد ردیابی و تخمین پارامترهای هدف از جمله سرعت و فاصله هدف نیز بسیار مناسب است. در این شبیه سازی بردار موقعیت اولیه صفر، و بردار سرعت اولیه $V(0) = [v_x(0) \ v_y(0)]^T = [3 \ 2](m/s)$ و بردار شتاب $a(t) = [a_x(t) \ a_y(t)]^T = [0.1 \ 0.2](m/s^2)$ در نظر گرفته شده است، مشخصات نویزها نیز مانند حالت قبل است.

با توجه به اینکه از فیلتر کالمن در مختصات کارتزین استفاده شده است و ماتریسهای کواریانس نویز در مختصات قطبی رادار در دسترس است (با توجه به کاتالوگهای مربوط به دقت رادار)، در شبیه سازیهای صورت گرفته ماتریسهای کواریانس نویز فرآیند و نویز اندازه گیر (در مختصات کارتزین) بگونه ای انتخاب شده است که پس از تبدیل به مختصات قطبی، پارامتر فاصله و زاویه هدف دارای همان کواریانس متناسب با دقت رادار باشند.

در الگوریتم پیشنهادی [20]، ردیابی هدف با بکارگیری روش ترکیبی بی‌زین و فیشر به شکل افزوده انجام می‌شود، در این روش $u(n)$ به عنوان یک سیگنال ناشناخته ولی محدود^{۱۹} در معادله مانور در نظر گرفته می‌شود، در این صورت با دو عدم قطعیت توأم، یکی $w(n)$ به عنوان نویز سفید سیستم (مدل بی‌زین) و دیگری $u(n)$ به عنوان یک جمله نامشخص ولی محدود (مدل فیشر) که به سیستم افزوده شده سروکار خواهیم داشت. حال با فرض اینکه $u(n)$ به عنوان یک بردار حالت جدید مطرح باشد، معادله ۴ به یک مدل بدون مانور با معادلات حالت سیستم افزوده شده به شکل بی‌زین استاندارد در معادله های ۱ و ۲ تبدیل میشود.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} X(n+1) \\ u(n+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} F & C \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(n) \\ u(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G \\ 0 \end{bmatrix} w(n) \\
 z(n) &= H(n)X(n) + v(n)
 \end{aligned}$$

$$X_{Aug}(n) = [X(n) \ u(n)]^T; F_{Aug} = \begin{bmatrix} F & C \\ 0 & I \end{bmatrix}; G_{Aug} = \begin{bmatrix} G \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 z(n+1) &= HX(n+1) + v(n+1) = \\
 &H\{FX(n) + Cu(n) + Gw(n)\} + v(n+1) \\
 z(n+1) &= [HF \quad HC] \begin{bmatrix} X(n) \\ u(n) \end{bmatrix} + HGw(n) + v(n+1) \quad (11) \\
 \Rightarrow H_{Aug} &= [HF \quad HC]; V_{Aug} = HGw(n) + v(n+1)
 \end{aligned}$$

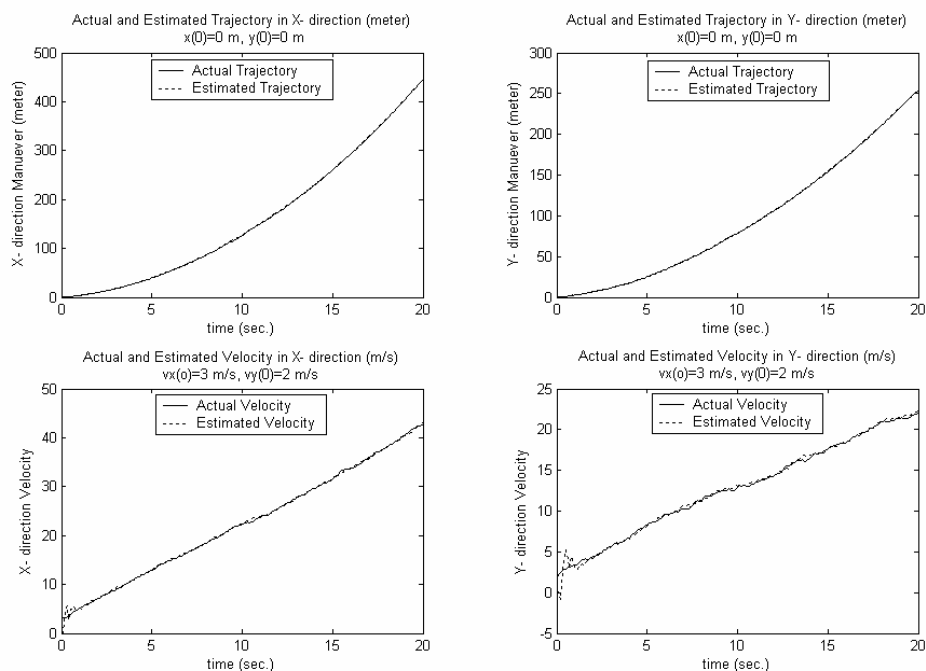
و به این ترتیب یک مدل استاندارد بی‌زین ایجاد می‌شود و می‌توان فیلتر کالمن استاندارد را روی آن اعمال نمود، در واقع در این حالت X و u به شکل همزمان تخمین زده می‌شوند:

$$\begin{aligned}
 X_{Aug}(n+1) &= F_{Aug} X(n) + G_{Aug} w(n) \\
 Z_{Aug}(n) &= z(n+1) = H_{Aug}(n)X_{Aug}(n) \quad (11)
 \end{aligned}$$

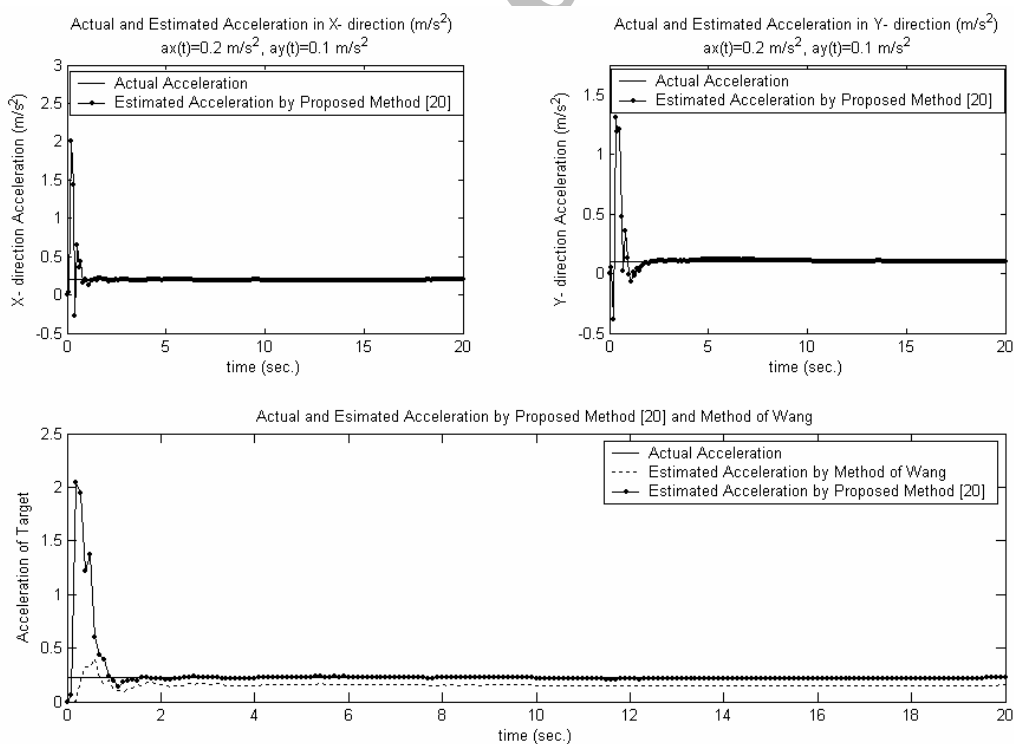
از آنجایی که $w(n)$ ، $v(n)$ نیز نویزهای غیرهمبسته^{۲۰} هستند می‌توان ماتریس کواریانس جدید افزوده شده را به شکل زیر بدست آورد [20]:

¹⁹ - Unknown but Bounded

²⁰ - Uncorrelated



شکل (۵): عملکرد تخمین موقعیت و سرعت هدف با سرعت اولیه همراه با شتاب ثابت در مختصات x و y به روش پیشنهادی [20]



شکل (۶): عملکرد تخمین شتاب ثابت با استفاده از الگوریتم [20] و مقایسه آن با روش Wang

$$|a(t)| = \sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t)} = 0.2236 \text{ m/s}^2$$

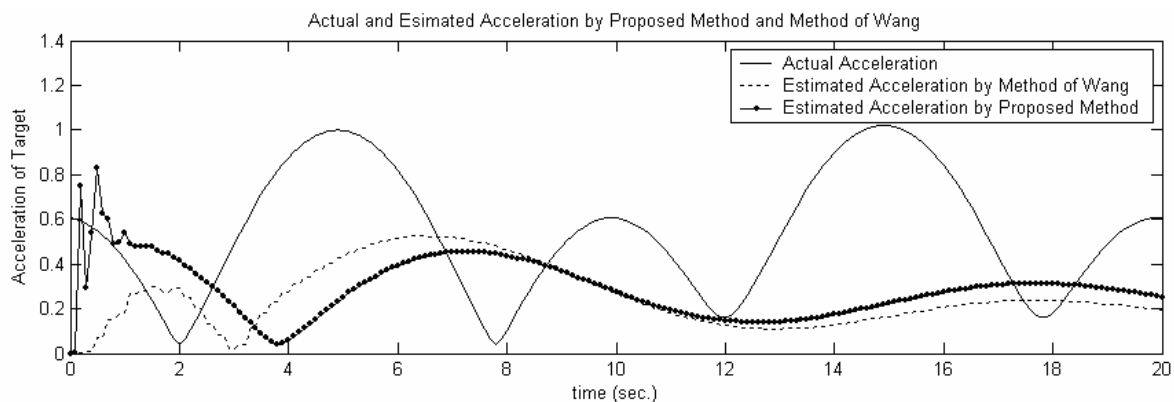
۵- روش تصحیح ماتریس کواریانس خطا

روشهای اشاره شده در بالا در پیاده سازی و ردیابی اهداف با مانور کم، موفق عمل می نمایند و هر کدام نسبت به دیگری دارای مزایا و معایب خاص خود می باشد ولیکن عموم این روشها در ردیابی اهداف با مانور زیاد همانگونه که در نتایج شبیه سازی به آن اشاره خواهد شد دارای ضعفهایی بوده بطوریکه اغلب فرآیند ردیابی واگرا می شود. بعنوان مثال اگر شتاب بصورت نسبتا پیچیده زیر:

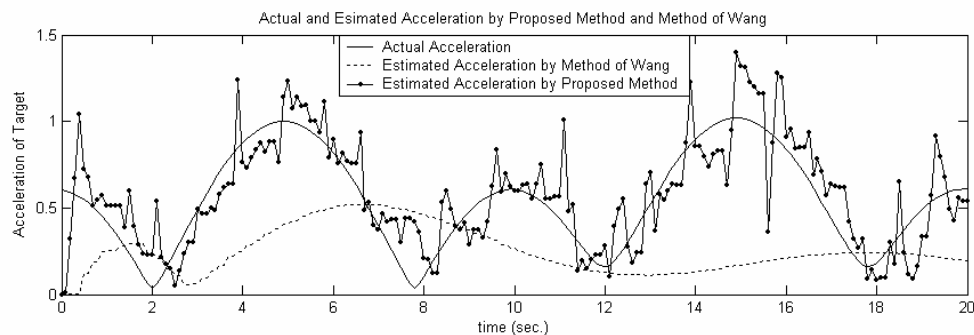
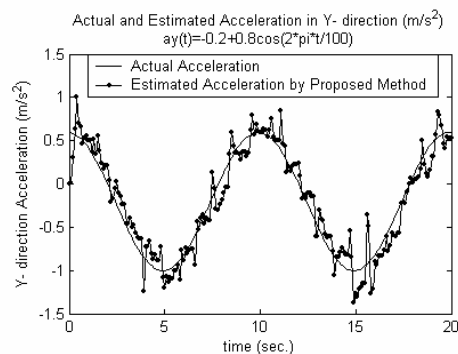
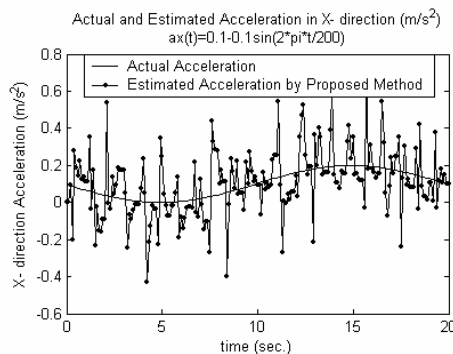
$$a_x(t) = 0.1 - 0.1 \sin\left(\frac{2\pi t}{200}\right),$$

$$a_y(t) = -0.2 + 0.8 \cos\left(\frac{2\pi t}{100}\right)$$

در نظر گرفته شود، روش پیشنهادی [20] و روش Wang عملکردی به شکل (۷) خواهند داشت. همانطور که مشاهده می شود هر دو روش در برخورد با تخمین اهداف با مانور زیاد عملکردی ضعیف از خود نشان می دهند.

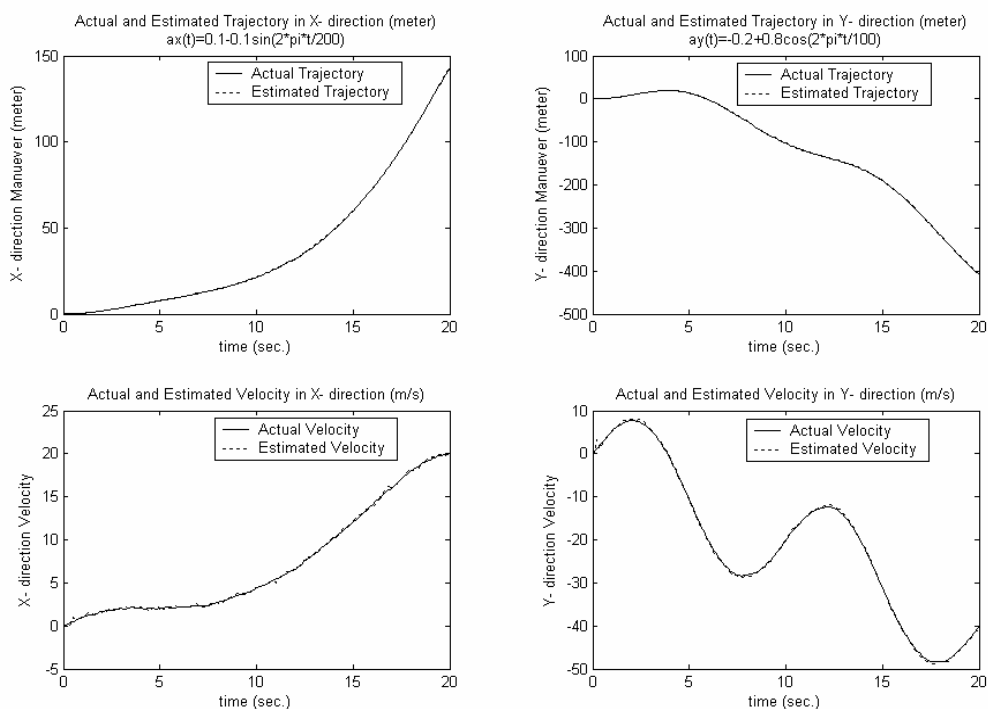


شکل (۷): عملکرد تخمین هدف با مانور زیاد با استفاده از روش Wang و روش پیشنهادی [20]



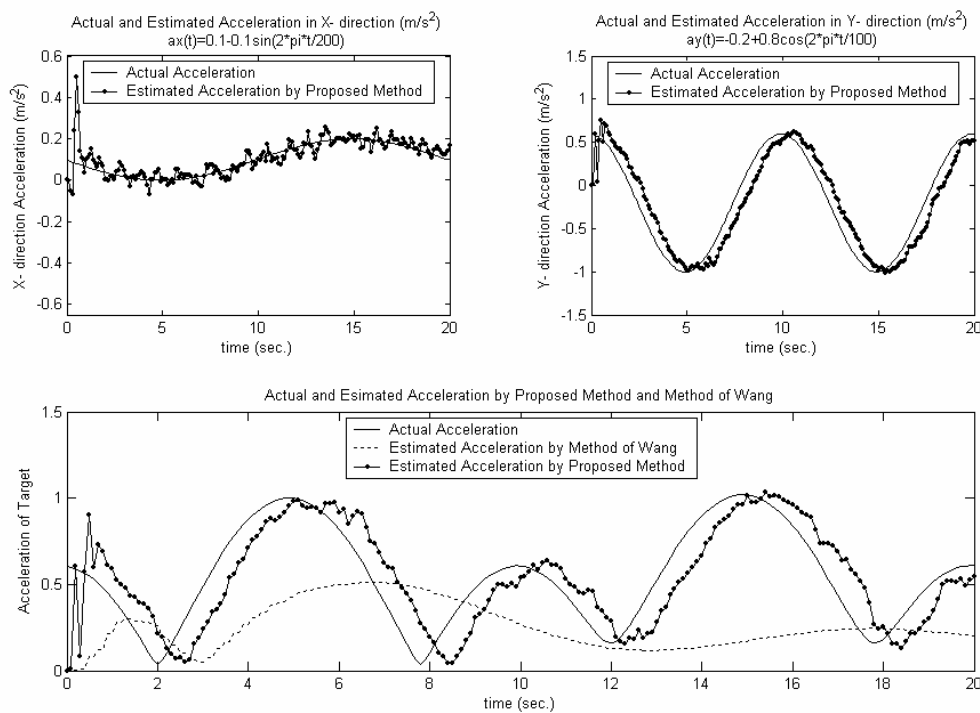
شکل (۸): عملکرد الگوریتم پیشنهادی [20] و روش Wang همراه با بازنشانی ماتریس کواریانس خطا بصورت متداول

$$\Sigma(n|n) = k_p \Sigma(0|0) = 0.5I \text{ بصورت}$$



شکل (۹): تخمین موقعیت و سرعت هدف با مانور زیاد با استفاده از الگوریتم [20] همراه با بازنشانی ماتریس کواریانس خطا

بصورت پیشنهادی $\Sigma(n+1|n+1) = k_p \Sigma(n|n); k_p = 1.5$



شکل (۱۰): تخمین شتاب هدف با مانور زیاد با استفاده از الگوریتم [20] همراه با بازنشانی ماتریس کواریانس خطا

بصورت پیشنهادی $\Sigma(n+1|n+1) = k_p \Sigma(n|n); k_p = 1.5$ و مقایسه با روش Wang

نوع بازنشانی، وابستگی تخمین و کیفیت آن به سناریوی هدف که از مشکلات عمده تخمین پارامترهای هدف است بسیار کاهش می یابد. شکل (9 و 10) عملکرد مطلوب ردیابی الگوریتم همراه با بازنشانی پیشنهادی ماتریس کواریانس خطا را در مقایسه با روش Wang (با وجود بازنشانی ماتریس کواریانس خطا) نشان می دهد.

۶- نتیجه گیری

اغلب روشهای مربوط به تخمین پارامترهای اهداف با مانور زیاد وابسته به سناریوی مانور بوده و بر اساس سناریوی مربوطه توسعه یافته اند، روش ارائه شده در این مقاله به منظور تخمین و ردیابی اهداف با مانور زیاد با استفاده از روش فیلتر کالمن افزوده [20] در مختصات کارترین توسعه داده شده است و وابسته به سناریو نبوده و در شبیه سازیهای متعدد صورت گرفته عملکرد بسیار خوبی را داشته و در مقابل افزایش نویز های سیستم عملکردی مقاوم از خود نشان می دهد. از تصحیح و بازنشانی ماتریس کواریانس خطای ردیابی هدف به دو شکل متداول و پیشنهادی استفاده شده است. شبیه سازی های انجام شده توانائی این روش را در ردیابی اهداف با مانور زیاد نشان می دهد.

برای بالا بردن عملکرد تخمین در اهداف با مانور زیاد از بازنشانی ماتریس کواریانس خطا^{۲۱} استفاده می شود. عملاً فیلترهای کالمن متداول دارای نرخ همگرایی اولیه سریعی بوده و ماتریس کواریانس (کواریانس خطای تخمین) فیلتر با سرعت اندازه کوچکی یافته و پس از چند تکرار بهره کالمن که متناسب با تخمین به روز می شود بسیار کوچک می شود. این موضوع ایده بازنشانی ماتریس کواریانس خطای تخمین در زمانهایی که اندازه این ماتریس از حد معینی کوچکتر می شود را القا می کند. معمولاً از $trace$ ماتریس کواریانس خطا بعنوان اندازه ماتریس استفاده می شود. اینکار باعث تجدید کارایی الگوریتم می شود ضمن اینکه در مجموع نرخ همگرایی بالایی را نیز به همراه می آورد. [21]

برای همگرایی بیشتر پارامترهای تخمینی فیلتر کالمن بخاطر وجود مانور زیاد از بازنشانی ماتریس کواریانس خطا استفاده شده است و $\sum(n|n)$ در زمانهای ذکر شده به مقدار $\sum(n|n) = k_p \sum(0|0) = k_p I$ تبدیل می شود.

شکل (8) نشانگر عملکرد ردیابی الگوریتم پیشنهادی همراه با بازنشانی ماتریس کواریانس خطا به روش فوق (روش متداول) است. نتایج شکل (8) در بهترین حالت و بازای $k_p = 0.5$ بدست آمده است

بردار خطای مورد استفاده در فیلتر کالمن با توجه به معادله (۲) عبارتست از $z(n+1) - H(n+1)F(n)\hat{X}(n|n)$. فیلتر کالمن از این بردار با اندازه گامی برابر با بهره کالمن استفاده کرده و تخمین را به روز می کند. با توجه به خواص فیلتر کالمن، خطای تخمین از نقطه نظر میانگین به سمت صفر میل می کند ضمن اینکه کمترین کواریانس خطای تخمین را نیز به همراه دارد. اشکال موجود در کوچک شدن بهره کالمن پس از چند تکرار بوده که علیرغم داشتن جهت گیری صحیح الگوریتم به سمت نقطه بهینه بخاطر طول گام کوچک ممکن است هرگز به نقطه بهینه نرسد، بهمین خاطر با توجه به اینکه $\sum(n|n)$ جهات صحیح حرکت بسوی نقطه بهینه را در بر دارد، بهتر است مقدار جدید به دست آمده نیز این خاصیت را داشته باشد و فقط مقدار آن در همان جهت قبلی تقویت شود، و لذا پیشنهاد می شود از بازنشانی ماتریس کواریانس خطا به شکل $\sum(n+1|n+1) = k_p \sum(n|n); k_p > 1$ استفاده گردد. شبیه سازیهای متعدد انجام شده نمایانگر بهبود قابل ملاحظه این روش در تخمین پارامترهای اهداف با مانور زیاد است و با استفاده از این

مراجع

- [1] M. Keche, I. Harrison, M. S. Woolfson and A. Ouamri, **Adaptive Update Time Tracking Using Recursive Input Estimation**, IEE Int. Conference on Radar Systems 97, University of Nottingham United Kingdom, pp. 620-623 IEE 1997.
- [2] R. A. Singer, **Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets**, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-6, 473-483. 1970.
- [3] J. Korn, S. W. Gully, and A. S. Willsky, **Application of the Generalized Likelihood Ratio Algorithm to Maneuver Detection and Estimation**, Proceedings of the 1982 American Control Conference, 792-798. 1982.
- [4] F. C. Schweppe, **Uncertain Dynamic Systems**, Prentice-Hall. 1973.
- [5] A. N. Shirayev, "On Optimal Methods in Quickest Detection Problems," Theory of Probability and Its Application, 8, 1, 22-46. 1963.
- [6] L. Pelkowitz and S. C. Schwartz, **Asymptotically Optimum Sample Size for Quickest Detection**, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-23, 263-271. 1987.
- [7] Y. Bar Shalom and K. Birmiwal, **Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking**, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES-18, 621-628. 1982.

²¹ Matrix Covariance Presetting

- [16] C. Hsieh and F. Chen, **Optimal Solution of the Two-Stage Kalman Estimator**, IEEE Trans. Automat. Contr., Vol 44, pp. 194-199, 1999.
- [17] A. T. Alouani, P. Xia, T. R. Rice and W. D. Blair, **Two-stage Kalman Estimator for Tracking Maneuvering Targets**, Proc. IEEE Inter.Conf. Syst. Man Cyber., Charlottesville, VA, Oct. 1991, pp. 751-766.
- [18] G. A. Watson and W. D. Blair, **Interaction Acceleration Compensation Algorithm for Tracking Maneuvering Targets**, IEEE Trans. Aerospace Electronic Syst., Vol. 31, pp 1152-1159, 1995.
- [19] K. Zhou, X. Wang and M. Tomizuka, **A New Maneuvering Target Tracking Algorithm with Input Estimation**, Proceeding of American Control Conference, Ak May 8-10, 2002.
- [20] H. Khaloozadeh and A. Karsaz, **A New State Augmentation for Maneuvering Targets Detection**, IEEE Inter. Conf. on Signal Processing and Communications (SPCOM 2004), Bangalore, India, 2004.
- [21] G. C. Goodwin and K. S. Sin, **Adaptive Filtering Prediction and Control**, Prentice- Hall, 1984
- [8] T. C. Wang and P. K. Varshney, **A Tracking Algorithm for Maneuvering Targets**, IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, Vol. 29, No. 3, 910-924. 1993.
- [9] O. Lanka, **Circle Manoeuvre Classification for Manoeuvring Radar Targets Tracking**, Tesla Electronics. Vol. 17, March 1984, pp. 10-17.
- [10] J. A. Rorcker and C. D. McGillem, **Target Tracking Maneuver Centered Coordinates**, School of Electrical Engineering Purdue University, 1988, IEEE.
- [11] S. S. Blackman, **Multiple Target Tracking with Radar Application**, Artech House, Dedham, 1986.
- [12] P. Bogler, **Radar Principles with Application to Tracking Systems**, John Wiley & Sons, New York, 1990.
- [13] Y. Bar-Shalom and T. Fortman **Tracking and Data Association**, Academic Press, New York, 1988.
- [14] A. Gelb, ed., **Applied Optimal Estimation**, The M.I.T. PRESS, Cambridge, 1974.
- [15] T. Matsuzaki and H. Kameda, **Maneuvering Target Tracking Using Constant Velocity and Constant Angular Velocity Model**, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.5, On pp. 3230-3234 vol.5 2000.

Archive of SID