

## مقایسه عملکرد فیلتر کالمن UKF و EKF در مداریابی ماهواره

محمد نورا<sup>۱</sup>، مرتضی سپهوند<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه الکترونیک، دانشکده برق، جنگ الکترونیک و سایبری، دانشگاه جامع امام حسین(ع)

<sup>۲</sup> استادیار، گروه الکترونیک، دانشکده برق، جنگ الکترونیک و سایبری، دانشگاه جامع امام حسین(ع)

### چکیده

یکی از مهم ترین مسائل حوزه فضایی کشورها، ردیابی ماهواره های مدار پایین زمین(LEO) با دقت بالا می باشد. باتوجه به اینکه فیلترهای مرسوم قادر به رهگیری سیستم ها با دینامیک غیرخطی نیستند و ردیابی آن ها با خطای فراوانی همراه است، استفاده از فیلترهای غیرخطی توصیه میگردد. برای حل مسائل فیلترینگ غیرخطی و دارای نویز، الگوریتم فیلتر کالمن از مناسب ترین روش ها می باشد. این فیلتر براساس اصل خطی سازی اندازه گیری ها و توسعه مدل با استفاده از بسط سری تیلور بنا نهاده شده است. فیلتر کالمن می تواند در سامانه های تصادفی غیرخطی که اغتشاش در فرایند و نویز در اندازه گیری های حسگرها موجود است، متغیرهای حالت سامانه را به صورتی بهینه برآورد کند. در این مقاله معادلات حرکت ماهواره به صورت جداگانه به فیلترهای غیرخطی توسعه یافته (EKF) و فیلتر کالمن نمونه بردار(UKF) اعمال می شود که در نهایت با بررسی عملکرد این دو فیلتر مشاهده میگردد که فیلتر کالمن نمونه بردار عملکرد بهتری در مقایسه با فیلتر کالمن توسعه یافته دارد. ماهواره مورد مطالعه در این مقاله، ماهواره هواشناسی NOAA19 می باشد.

**واژه های کلیدی:** ماهواره های مدار پایین، مداریابی ماهواره، فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)، فیلتر کالمن نمونه بردار(UKF). NOAA19

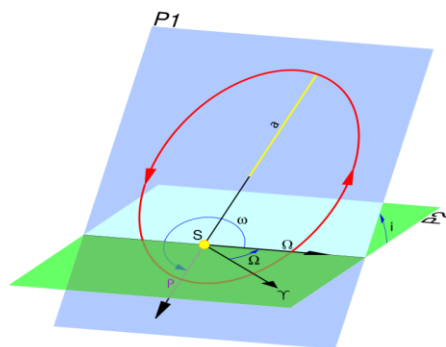
<sup>1</sup> [Mohammadnoora313@gmail.com](mailto:Mohammadnoora313@gmail.com) Tel:+989303061917

## ۱. مقدمه

یکی از مهم ترین و جدیدترین صنایع روز دنیا صنعت فضایی می باشد، تمامی کشورهای توسعه یافته هزینه بسیار بالایی به منظور افزایش توانمندی در این زمینه می کنند. یکی از مقوله هایی که در صنعت فضایی اهمیت بسزایی دارد ماهواره ها هستند. تعیین و تخمین مدار ماهواره اولین و مهمترین کاری است که در یک سیستم ردیابی فضایی باید انجام داد. براساس نوع مأموریت ماهواره، اهمیت فرآیند تعیین و تخمین مدار متفاوت خواهد بود. ردیابی به معنی مشخص کردن موقعیت و سرعت ماهواره در فضا در هر لحظه از زمان است. میدانیم که برای توجیه و تفسیر هر ماهواره نیاز به پارامترها یا مشخصاتی داریم که بتوان با توجه به آن پارامترها ماهواره را به عنوان یک جسم متحرک در فضا در یک چارچوب مرجع توصیف و حرکت بعدی آن را هم پیش بینی کرد. ناسا برای هر ماهواره های که به فضا پرتاب میشود کاتالوگی مشخص میکند و اطلاعات مکانی ماهواره را در قالب سه سطر و در فرمت مشخص در اختیار عموم قرار میدهد. این عناصر سه سطر که حاوی المان های مداری ماهواره در زمان مشخص است در اینترنت قابل دسترس است. که این دسترسی با توجه به سیاست های ناسا ممکن است محدود گردد.

## ۲. پارامترهای مداری ماهواره

برای تعریف موقعیت یک ماهواره در فضا ضروری است که ابتدا موقعیت مدار را به فضای اینرسی تعریف کنیم و سپس موقعیت ماهواره را در مدار مشخص سازیم. شکل زیر یک سیستم مختصات اینرسی را که عموماً برای توصیف حرکت ماهواره های زمینی به کار برده می شود، نشان می دهد. مبدأ سیستم مختصات در مرکز جرم زمین است. جهت اولین محور در امتداد خط اعتدال بهاری است به عبارت دیگر، در راستای خط تقاطع صفحه استوای زمین و صفحه مداری زمین حول خورشید است. دومین محور در صفحه استوا قرار دارد و عمود بر اولین محور می باشد. سومین محور عمود بر دو محور و در امتداد قطب شمال قرار دارد، معمولاً مختصات کروی برای تعریف موقعیت ماهواره به کار برده می شود که به صورت زیر است [1-4]:



شکل ۱) عناصر شش گانه مداری

عناصر مداری به صورت زیر تعریف میشوند :

جدول ۱- پارامترهای مداری ماهواره NOAA19

$\omega$	P	i	a	s	P1	P2		$\Omega$	$\varpi$
شناسه حضیض	حضیض	شیب مداری	نیم محور بزرگ	جرم مادر	صفحه مداری	صفحه دایره البروج	نقطه بهاری	طول گرهِ صعودی	گرهِ صعودی

## ۳. معادله مسیر حرکت ماهواره

طبق قوانین کپلر اگر جرم ماهواره در مقابل جرم زمین ناچیز باشد و زمین کروی فرض شود، آنگاه طبق قانون جاذبه نیوتون، شتاب ماهواره ( $r$ ) از رابطه زیر محاسبه میگردد:

$$\vec{r} = -(\mu/r^3)\vec{r} + \vec{a}_p \quad (1)$$

این معادله (معادله کاول) ساده ترین و طبیعی ترین انتشارگرمداری عددی برای حرکت یک ماهواره است که در آن، بردار مکان ماهواره و اندازه آن است.  $\mu$  ثابت گرانشی جسم مرکزی و  $\vec{a}_p$  شتاب اختلالی کل است که برابر است با [5]:

$$\vec{a}_p = \nabla R(r, t) + F(r, \vec{r}, t) \quad (2)$$

که در آن،  $R(r, t)$  پتانسیل اسکالری است که گرادیان آن با شتاب ناشی از نیروهای اختلالی پایا (نیروهای گرانشی در حوزه مکانیک سماوی) برابر است و  $F(r, \vec{r}, t)$  نیز شتاب ناشی از نیروهای غیر پایا (نیروهای غیر گرانشی) را نمایش می دهد [6]. معادله حرکت کاول شامل سه معادله اسکالر مرتبه دوم است که مستقیماً و با انتگرال گیری عددی برای محاسبه بردارهای  $r$  و  $\vec{r}$  به کار می رود. تابع پتانسیل گرانشی با معادله زیر تقریب زده می شود:

$$U = \frac{\mu}{r}[U_0 + U_{j2}] = \frac{\mu}{r}[-1 + \left(\frac{R_e}{r}\right)^2 J_2 \frac{1}{2} [3\sin^2(\varphi) - 1]] \quad (3)$$

که در آن  $\varphi$  عرض جغرافیایی،  $\mu$  پارامتر جاذبه ای زمین،  $R_e$  شعاع متوسط زمین در استوا و  $U_{j2}$  و  $U_0$  مطابق رابطه زیر میباشند [7]:

$$U_0 = \left(-\frac{\mu}{r}\right) \left[\left(\frac{R_e}{r}\right)^2 J_2 \cdot 1.2(3\sin^2(\varphi) - 1)\right] \quad (4)$$

یکی از هم ترین نیروهای اختلالی نوثر در حرکت مداری، ضریب پهن شدگی در قطبین زمین ( $J_2$ ) می باشد.  $J_2$  هارمونیک مداری دوم مدار یک ماهواره است. از نظر پتانسیلی، زمین می تواند با هارمونیک  $J_2$  به عنوان یک مدل چرخشی بیضوی به طور دقیق مدل شود. شکل زیر اثر  $J_2$  در صفحه هم پتانسیل زمین را برای جاذبه غیر متعارف مثبت و منفی نشان می دهد. شعاع قطبی زمین بیضوی حدود ۲۰ کیلومتر کوچک تر از شعاع استوایی است. این اثر عمدتاً ناشی از جنبش مرکز جرم خط استوا به دلیل نیروی مایل به مرکز ناشی از چرخش زمین است. مقدار  $J_2$  برابر  $1082.626925638815 \times 10^6$  در نظر گرفته شده است. طبق سیستم مختصات اینرسی،  $\varphi$  از رابطه زیر به دست می آید.

$$\sin(\varphi) = \frac{z}{r} = \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} \quad (5)$$

در رابطه فوق  $X, Y, Z$  مولفه های بردار موقعیت ماهواره در دستگاه اینرسی هستند. با در نظر گرفتن تابع  $\sin(\varphi)$  در تابع پتانسیل گرانش زمین، میزان شتاب های اعمالی در راستای  $X, Y, Z$  مطابق معادلات زیر خواهد شد. [8].

$$F_x = -\frac{\partial U}{\partial x} = \mu \left[ -\frac{x}{r^3} + A_{J2} \left( 15 \frac{xz^2}{r^7} - 3 \frac{x}{r^5} \right) \right] \quad (۶)$$

$$F_y = -\frac{\partial U}{\partial y} = \mu \left[ -\frac{y}{r^3} + A_{J2} \left( 15 \frac{yz^2}{r^7} - 3 \frac{y}{r^5} \right) \right] \quad (۷)$$

$$F_z = -\frac{\partial U}{\partial z} = \mu \left[ -\frac{z}{r^3} + A_{J2} \left( 15 \frac{z^3}{r^7} - 9 \frac{z}{r^5} \right) \right] \quad (۸)$$

که در آن  $A_{J2} = 1/2 J_2 R_e^2$  است. براساس، معادلات حرکت مداری ماهواره به صورت رابطه زیر حاصل می شوند:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \\ a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ w_x \\ w_y \\ w_z \end{bmatrix} \quad (۹)$$

در رابطه فوق  $v_x, v_y, v_z$  مولفه های بردار سرعت ماهواره در دستگاه اینرسی و  $w_x, w_y, w_z$  نیز مولفه های شتاب اعمالی به ماهواره ناشی از سایر عوامل هستند.

#### ۴. روش فیلتر کالمن توسعه یافته EKF:

فیلتر کالمن توسعه یافته یک تخمین گر بهینه خطی است، که به صورت بازگشتی تخمینی بهینه از حالت های یک سیستم خطی دینامیکی را ارائه میدهد. البته این فیلتر هنگامی دارای عملکرد بهینه است، که نویز فرآیند از نوع سفید گوسی باشد. از این رو در بسیاری از کاربردهای صنعتی به دلیل وجود نویز رنگی در رفتار سیستم، پاسخ ارائه شده توسط فیلتر کالمن توسعه یافته بهینه نبوده و از نوع نزدیک بهینه خواهد بود. باین وجود این فیلتر از رایج ترین ابزارهای تخمین و تصحیح داده در سیستم دینامیکی است. این امر به دلیل انعطاف پذیری زیاد و قابلیت تطبیق بالای فرمولاسیون آن در کاربردهای مختلف میباشد. در مدل های غیرخطی نیز میتوان با خطی سازی روابط به کمک بسط تیلور مرتبه اول یا تقریب های مرتبه بالاتر حول آخرین مقدار تخمین، باهم از فیلتر کالمن استفاده کرد [9].

در فیلتر EKF معادلات دینامیکی به صورت غیرخطی و مطابق روابط زیر مورد استفاده قرار میگیرند:

$$X_{k+1} = f(X_k, U_k, t_k) + q_k$$

$$Y_k = h(X_k, U_k, t_k) + r_k$$

$$q_k = N(0, Q_k)$$

$$r_k = N(0, R_k)$$

فیلتر کالمن توسعه یافته دارای دو مرحله الف) پیش بینی ب) تصحیح و به روزرسانی است. در مرحله پیش بینی به کمک اطلاعات گذشته، بردار حالت بعدی سیستم پیش بینی میشود. در مرحله تصحیح و به روزرسانی، به کمک اندازه گیری در زمان حال حاضر، بردار حالت سیستم تخمین زده میشود، مراحل پیش بینی و تصحیح در الگوریتم فیلتر کالمن توسعه یافته، به صورت زیر میباشد [10.11]:

الف) مرحله پیش بینی:

$$x_k^- = f(x_{k-1}, k-1)$$

$$P_k^- = f_k(x_{k-1}, k-1)P_{k-1}F_k^T, k-1 + Q_{k-1}$$

ب) مرحله تصحیح و به روز رسانی:

$$V_k = Y_k - h(X_k^-, k)$$

$$S_k = H_x(X_k^-, k)P_k^-H_x^T(X_k^-, k) + R_k$$

$$K_k = P_k^-H_x^T(X_k^-, k)S_k^{-1}$$

$$X_k = X_k^- + K_kV_k$$

$$P_k = P_k^- - K_kS_kK_k^T$$

فیلتر کالمن توسعه یافته دارای ایراداتی است که در فیلتر کالمن نمونه بردار این ایرادات برطرف شده است.

## ۵. فیلتر کالمن نمونه بردار UKF:

اگرچه فیلتر EKF بطور موفقیت آمیزی در بسیاری از کاربردها مورد استفاده قرار گرفت اما ندین عیب و کمبود داشت. فیلتر EKF با تقریب توزیع حالت یک متغیر تصادفی گوسی (GRV) کار می کند و در خطی سازی مرتبه اول سیستم غیرخطی گسترش می یابد. در یکی از روش هایی که برای بهبود EKF ارائه شد، همگرایی فیلتر مرتبه اول با تکرار کردن در مرحله بروز رسانی اندازه گیری، انجام می شود [6]. این فیلترهای کالمن توسعه یافته تکرار شده (IEKF) اثر نویز اندازه گیری را کاهش می دهند. فیلتر کالمن نمونه بردار، توسط جولیر، اهل من و دورانت وایت بین سال های ۲۰۰۰ تا ۲۰۰۴ پیشنهاد و توسعه داده شد، که دارای تخمین بهتری نسبت به EKF می باشد. UKF یک بسط سنتی فیلتر کالمن برای تخمین سیستم های غیرخطی است که تبدیل نمونه بردار (UT) را پیاده سازی می کند. تبدیل نمونه بردار از مجموعه ای از نمونه ها یا بردارهای سیگما که از یک متوسط و کواریانس پیشین حالت، تعیین شده است استفاده می کند. این روش، مشخصات همگرایی بهتری داشته و دقت بیشتری از EKF برای سیستم های غیرخطی می دهد. [12].

## معادلات فیلتر کالمن نمونه بردار:

- محاسبه نقاط سیگما:

در صورتی که  $x_{k-1}^-$  تخمین حالت ها در زمان  $k-1$  باشد که دارای میانگین  $\bar{x}$  و واریانس  $P_{xx}$  باشد. در تبدیل خنثی از یک سری نقاط نمونه سیگما وزن دار برای تقریب تابع توزیع متغیر تصادفی  $x$  استفاده می شود. در صورتی که بردار حالت  $x$  دارای بعد  $n$  باشد، تعداد  $2n+1$  نقاط سیگما همراه با وزن هایشان به صورت زیر محاسبه می شوند [13].

$$\begin{aligned} X_{0,k-1} &= \bar{x}, i = 0 \\ X_{i,k-1} &= \bar{x} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{xx}})_i \quad i = 1, \dots, n \\ X_{i,k-1} &= \bar{x} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{xx}})_i - n \quad i = n+1, \dots, 2n \end{aligned}$$

که در آن  $\sqrt{(n+\lambda)P_{xx}}$  ریشه دوم ماتریس  $(n+\lambda)P_{xx}$  است و اندیس  $i$  نشان دهنده سطر  $i$  ام از ماتریس  $\sqrt{(n+\lambda)P_{xx}}$  می باشد. برای محاسبه ریشه دوم یک ماتریس الگوریتم های مختلفی وجود دارد که از مهم ترین آن ها می توان تجزیه چلوسکی و تجزیه QR را نام برد [10]. پارامتر  $\lambda$  مطابق با رابطه زیر محاسبه می گردد [14].

$$\lambda = \alpha^2(n+k) - n$$

که  $\alpha$  میزان پهن شدگی نقاط سیگما را نشان می دهد و دارای مقادیر  $0 < \alpha < 1$  می باشد.  $k$  پارامتر مقیاس بندی دیگر است که درجه آزادی بیشتری را فراهم می کند. برای این که تضمین شود که ریشه دوم ماتریس وجود داشته باشد. می بایست  $k > 0$  انتخاب شود. وزن های مربوط به محاسبه میانگین  $w_1^m$  و کواریانس  $w_1^c$  به صورت زیر محاسبه می شوند.

$$w_i^m = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} & i = 0 \\ \frac{1}{2(n+\lambda)} & i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}$$

$$w_i^c = \begin{cases} \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) & i = 0 \\ \frac{1}{2(n+\lambda)} & i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases}$$

برای توزیع گوسی  $\beta = 2$  یک انتخاب بهینه خواهد بود. با اعمال تابع غیر خطی  $f$  روی هر کدام از نقاط سیگما اعمال شده و نقاط سیگمای پیش بینی شده تولید می شود [15].

$$\chi_{i,k} = \chi_{i,k-1} + \int_{t_{k-1}}^{t_k} f(X, t) dt$$

در ادامه نقاط سیگما خروجی مطابق زیر محاسبه می شود.

$$\gamma_{i,k} = h(\chi_{i,k})$$

بروز رسانی زمانی (پیش بینی):

پیش بینی حالت  $\hat{x}_k^-$  و  $\hat{P}_{xx,k}^-$  به صورت زیر انجام میشود.

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \chi_{i,k}$$

$$\hat{P}_{xx,k}^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\chi_{i,k} - \hat{x}_k^-)(\chi_{i,k} - \hat{x}_k^-)^T + Q_k$$

تخمین اندازه گیری و ماتریس کواریانس خطای اندازه گیری به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \gamma_{i,k}$$

$$\hat{P}_{yy,k}^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\gamma_{i,k} - \hat{y}_k^-)(\gamma_{i,k} - \hat{y}_k^-)^T + R_k$$

ماتریس کواریانس متقابل بین حالت تخمین  $\hat{x}_k^-$  و خروجی تخمین  $\hat{y}_k^-$  از رابطه زیر به دست می آید [16].

$$\hat{P}_{xy,k}^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\chi_{i,k} - \hat{x}_k^-)(\gamma_{i,k} - \hat{y}_k^-)^T$$

بروز رسانی اندازه گیری (مرحله تصحیح)

در این حالت در صورتی که داده اندازه گیری وجود داشته باشد، با استفاده از بهره کالمن حالت های پیش بینی شده تصحیح می گردد. [17].

$$K_k = \hat{P}_{xy,k}^- (\hat{P}_{yy,k}^-)^{-1}$$

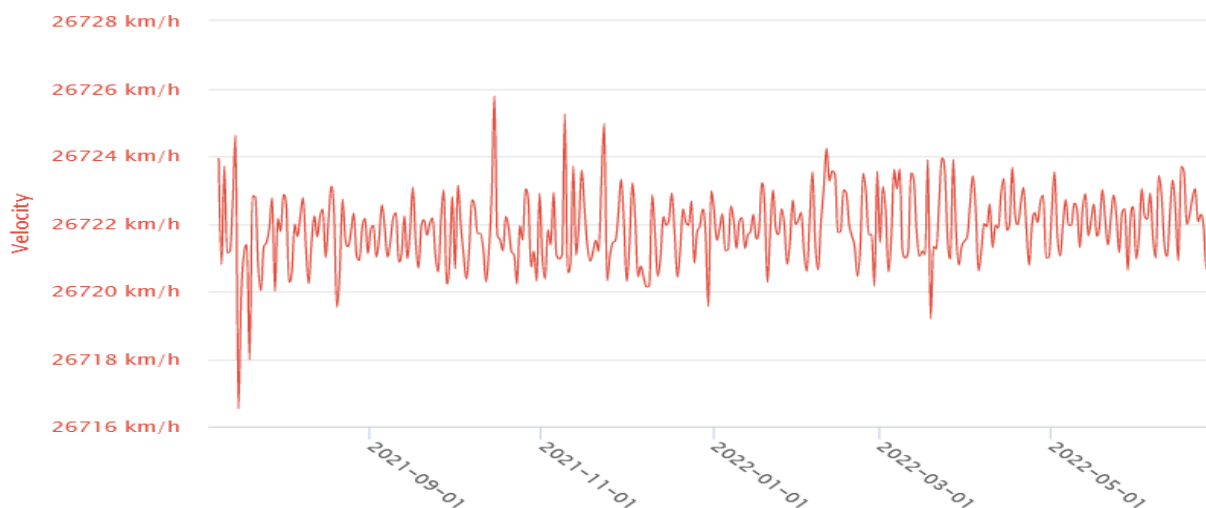
$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k^-)$$

$$\hat{P}_{xx,k}^+ = \hat{P}_{xx,k}^- + K_k (\hat{P}_{yy,k}^- + R_k) K_k^T$$

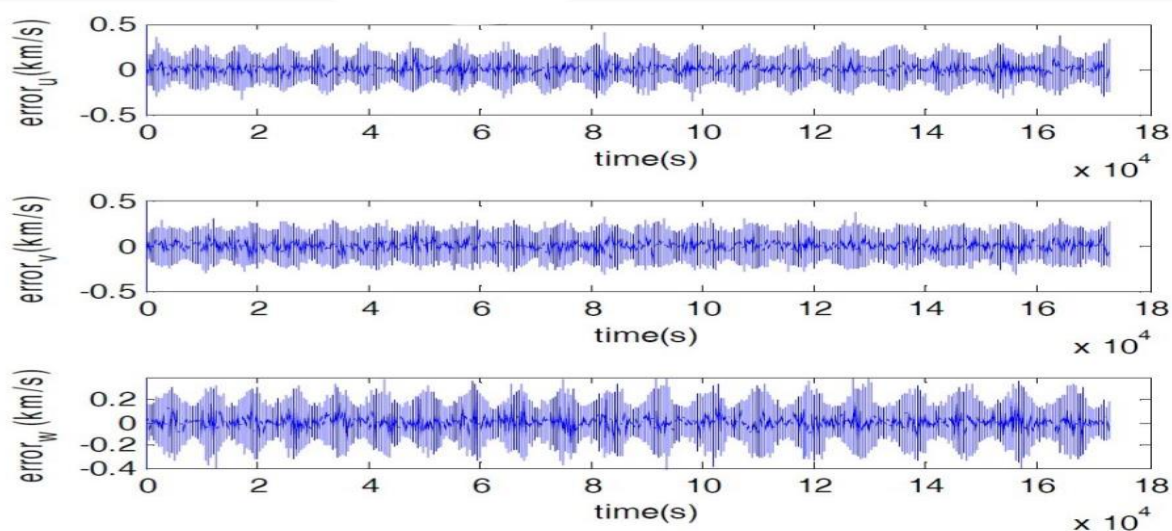
با توجه به اینکه در UKF محاسبه نقاط سیگما مستلزم محاسبه ریشه دوم ماتریس می باشد. لذا حجم محاسبات در UKF به مراتب بیشتر از EKF می باشد.

۶. نتایج شبیه سازی:

با توجه به تغییرات ارتفاع مداری در ماهواره های LEO استفاده از فیلترهای با دقت بالا در تعیین مدار دقیق ماهواره بسیار موثر می باشد. فیلترهای غیر خطی EKF و UKF با توجه به اینکه فیلترهای خطی مرسوم قادر به رهگیری اهداف با دینامیک غیر خطی نیستند، به منظور رهگیری ماهواره های مدار LEO بسیار مورد توجه قرار گرفته اند. در شبیه سازی های انجام شده مدار ماهواره NOAA19 که جزو ماهواره های مدار پایین زمین می باشد و به منظور کاربردهای هواشناسی مورد استفاده قرار می گیرد، بررسی شده است. المان های مداری این ماهواره در جدول زیر توضیح داده شده است.

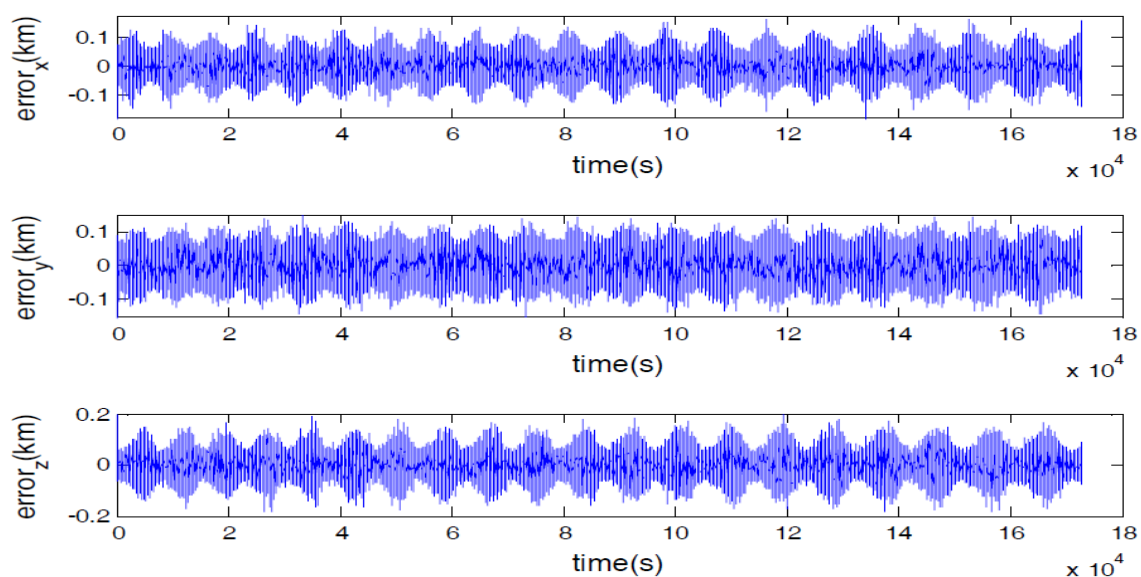


شکل ۲) تغییرات مداری ماهواره NOAA19 طی هشت ماه



شکل ۳) اختلاف سرعت مدار تخمین زده شده با مدار اصلی





شکل ۴) اختلاف موقعیت مدار تخمین زده شده با مدار اصلی

جدول ۲- پارامترهای مداری ماهواره NOAA19

ردیف	مقدار پارامتر	نام پارامتر
۱	$99.1^0$	inclination
۲	847 km	pregi
۳	868.4 km	Apogee
۴	7228 km	Semimajoraxes
۵	101.9 Min	priod

جدول ۳- میزان خطای مشاهده شده در فیلترهای UKF و EKF

نام ماهواره	فیلتر استفاده شده	خطای مکان ( $m$ )		میانگین خطای سرعت ( $m/s$ )		
NOAA19(33591)	UKF	LAT	LONG	مولفه عمودی	مولفه شرقی	مولفه شمالی
		۱.۲۷۶۳	۲.۱۶۲۴	۰.۱۰۵۱	۰.۱۴۱۶	۰.۱۷۶۴

	EKF	۱.۷۸۹۲	۳.۴۶۹۳	۰.۱۵۰۴	۰.۲۰۳۴	۰.۲۰۳۱
--	-----	--------	--------	--------	--------	--------

با توجه به میزان خطای محاسبه شده در فیلترهای UKF و EKF میزان خطای مشاهده شده در فیلتر UKF در مداریابی ماهواره NOAA19 کم تر میباشد و میتوان نتیجه گرفت عملکرد بهتری نسبت به فیلتر EKF دارد، علت کاهش خطا در فیلتر UKF انتخاب نقطه سیگما در این فیلتر می باشد. برای محاسبه نقاط سیگما نیاز به محاسبه ریشه دوم سیگما می باشد که این امر سبب افزایش حجم محاسبات در فیلتر UKF می باشد و مدت زمان بیشتری برای انجام محاسبات نیاز است.

## مراجع

- [1] Xiaoju Duan, Xiaozhong Xue. Application Comparison of UKF and EKF in GPS/INS ultra tight integrated navigation (in Chinese) [J]. Fire Control & Command Control, 2010, (06):60-63.
- [2] Shuo Wang, Shenmin Song, Han Yu, et al. Gaussian non-linear filter algorithm based on integrated navigation system (in Chinese) [J]. Control and Decision, 2016, 31 (9):1645-1653.
- [3] Zhang W, Sun R. Research on performance comparison of EKF and UKF and their application[J]. 2015.
- [4] H. Lan, Y. Liang, W. Zhang, F. Yang, Q. Pan, "Iterated Minimum Upper Bound Filter for Tracking Orbit Maneuvering Targets", Information Fusion (FUSION), 16th International Conference (IEEE), Istanbul, pp. 1051-1057, 9-12 July 2013.
- [5] Simon Julier, Jeffrey K. Uhlmann, and Hugh F. Durrant-Whyte. A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariance in Filters and Estimators[J]. IEEE Transaction on Automatic Control ,2000,45(3):477-482.
- [6] Julier S J, Uhlmann J K, Durrant-Whyte H F. A new approach for filtering nonlinear system[C]. Proc. Of American. Control Conference, Seattle, WA, 1995:1628-1632.
- [7] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92:401-422.
- [8] Jianyu Hu, Shuming Hou. Application of UKF in INS/GPS Direct Kalman Filter (in Chinese) [J]. Computer & Digital Engineering, 2015 (2): 252-255.
- [9] Zhang W, Sun R. Research on performance comparison of EKF and UKF and their application[J]. 2015.
- [10] Qian Li. Research on Integrated GPS/INS System and Realization (in Chinese) [D]. Shanghai Jiao Tong University, 2010.
- [11] Zhongyuan Zang. Research of SINS/GPS Tightly Integrated Navigation System Based on Pseudo range and Pseudo range rate (in Chinese) [D]. Beijing Institute of Technology, 2015.

- [12] Xing Liu. Application of UKF and EKF in Satellite Attitude Determination (in Chinese) [D]. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences (Center for Space Science and Applied Research), 2007.
- [13] Xiaowei Wang. Research and simulation of the filtering algorithm in GPS/INS (in Chinese) [D]. Southwest Jiao Tong University, 2013.
- [14] J. Salem, M. Zeighami, S.M. Alavi, " Estimation of LEO satellites position and their tracking with Extended Kalman Filter & Unscented Kalman Filter", Master thesis of imam hossein university .2014 (In Persian)
- [15] J. Salem, G. Saadatimoghadam, S.M. Alavi, " Modelling of LEO satellites trajectorie and Performance evaluation of conventional filters tracker ", Second National Conference on Radar Systems Technology, imam hossein university .2013 (In Persian).
- [16] Unscented Kalman Filter Design for Multiple Satellites Formation Flying in LEO", International Conference on Control, Automation and Systems, Seoul, Korea, pp.453- 458, Oct. 14-17, 2008.
- [17] Kalman R E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[J]. Journal of Basic Engineering Transactions, 1960, 82:35-45.

## Comparison of UKF and EKF Kalman filter performance in satellite

Mohammad Noora<sup>1</sup> ، Morteza Sepahvand<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Masters student, Electronics group, Faculty of Electrical Engineering, Electronic and cyber warfare, Imam Hossein University

<sup>2</sup>Assistant Professor, Electronics group, Faculty of Electrical Engineering, Electronic and cyber warfare, Imam Hossein University

### Abstract

One of the most important issues in the space field of countries is the tracking of low earth orbit (LEO) satellites with high accuracy. Due to the fact that conventional filters are not able to track systems with nonlinear dynamics and their tracking is associated with many errors, the use of nonlinear filters is recommended. To solve nonlinear and noisy filtering problems, the Kalman filter algorithm is one of the most suitable methods. This filter is based on the principle of linearization of measurements and model development using Taylor series expansion. The Kalman filter can change the state variables of the system in non-linear stochastic systems where there is disturbance in the process and noise in sensor measurements. Estimate the optimal form. In this article, the satellite motion equations are applied separately to the developed nonlinear filters (EKF) and the sampler Kalman filter (UKF), and finally, by examining the performance of these two filters, it is observed that the sampler Kalman filter performs better compared to the Kalman filter. has developed The satellite studied in this article is NOAA19 meteorological satellite.