مجله کنترل — زمستان ۱۳۸۷، جلد ۲، شماره ۲، صفحه ۱۱-۱

ارائه روشی مقاوم جهت ترکیب داده در سیستم تلفیقی GPS/SDINS و مقایسه آن با فیلتر کالمن توسعه یافته در شرایط بحرانی

علی اسدیان [۱]، بهزاد مشیری [۲]، علی خاکی صدیق [۳]

[۱] فارغ‌التحصیل دانشکدهٔ برق و کامپیوتر، گروه کنترل، دانشگاه تهران، a.asadian@ece.ut.ac.ir

[۲] قطب علمی کنترل و پردازش هوشمند، دانشکدهٔ برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، moshiri@ut.ac.ir

[۳] دانشکده مهندسی برق، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی تهران، sedigh@eetd.kntu.ac.ir

چکیده: در این مقاله روشی مقاوم و مبتنی بر فیلتر ذره‌ای برای مساله تخمین حالت در سیستم تلفیقی GPS/SDINS ارائه می‌شود. روش جاافتاده و کلاسیکی چون چون فیلتر کالمن توسعه یافته که مبتنی بر خطی‌سازی مدل می‌باشد، در ناوبری زمینی در موارد بحرانی مانند محیط‌های شهری که کاهش تعداد ماهواره‌های تحت رویت از حد مجاز لازم بدلیل موانع فیزیکی مختلف کاملاً محتمل است، به سرعت واگرا می‌شود، درحالیکه با بکارگیری روش معرفی شده در این مقاله می‌توان ناوبری را با دقت نسبتاً مطلوبی در شرایط نامساعد رویت انجام داد.

کلمات کلیدی: فیلتر ذره‌ای، فیلتر کالمن توسعه یافته، ناوبری زمینی، قطع ارتباط ماهواره‌ای، سیستم تلفیقی GPS/SDINS

Abstract: In this paper, a robust state space estimation technique based on particle Kalman filters is presented for GPS/SDINS. The well known extended Kalman filters can fail under critical condition such as loss of satellite data in urban environment. This is due to physical obstacles present in such environments and leads to Kalman filter divergence. It is shown in this paper that with the proposed technique, this problem is mainly overcome.

Keywords: Particle Filter, Extended Kalman Filter,

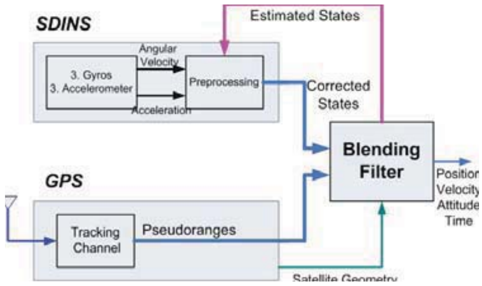
۱- مقدمه

امروزه سیستم تلفیقی GPS/SDINS به دلیل بالا بودن دقت و قابلیت اعتماد کاربرد وسیعی در سیستم‌های ناوبری پیدا کرده است [۱]. منتهی غیرخطی بودن مدل دینامیکی سیستم فوق‌الذکر بهمراه پیچیدگی‌های جانبی آن از جمله وجود منابع مختلف خطا، مساله تخمین حالت و ناوبری دقیق را دچار مشکل می‌کند. آنطور که از مطالعه منابع مختلف برآمد، رایج‌ترین روش جهت ترکیب اطلاعات در سیستم ناوبری، استفاده از فیلتر کالمن و مشتقات آن مانند فیلتر کالمن توسعه یافته می‌باشد. بر این اساس روش فوق به عنوان رویکردی متداول و یک محک[۱] کلی جهت مقایسه عملکرد سایر روش‌ها، مطرح می‌باشد. برخی از این روش‌های ترکیب داده بر اساس تئوری‌های کلاسیک علم کنترل و تئوری تخمین و برخی دیگر نیز بر پایه روش‌های نوین هوشمند پایه‌گذاری شده‌اند [۲].

بدیهی است که فیلتر کالمن برای سیستم‌های خطی با نویز گوسی جواب بهینه است، ولی در غیر اینصورت فیلتر کالمن توسعه یافته بعنوان جایگزینی مناسب برای فیلتر کالمن استاندارد، روشی کلاسیک در حل چنین مساله ایست. در [۱۰-۷] در این زمینه بررسی‌هایی صورت گرفته است. جدا از مساله زیربهینگی[۲] فیلتر کالمن توسعه یافته در یک سیستم غیرخطی و از جمله سیستم تلفیقی GPS/SDINS، معضل قطع ارتباط ماهواره‌ای در ناوبری زمینی و در کاربردهای شهری، امری اجتناب ناپذیر است که از نقاط ضعف فیلتر کالمن محسوب می‌شود [۱۶].

[۱] Benchmark

[۲] Suboptimality



شکل ۱: بلوک دیاگرام کلی ترکیب داده در سیستم تلفیقی GPS/SDINS

در این مقاله روشی نوین برای بهینه‌سازی و تخمین در مواردی که با سیستم‌هایی غیرخطی و یا نویز غیرگوسی مواجهیم، ارائه می‌شود. ایده اصلی این روش استفاده از نظریه فیلترهای ذره‌ای[3] و بدست آوردن تابع چگالی احتمال مشروط بردار حالت با توجه به بردار اندازه‌گیری‌ها و استفاده از تئوری بیز می‌باشد. در نتیجه می‌توان تخمین بهینه‌ای از هر تابع دلخواه از عناصر بردار حالت بر اساس معیار حداقل بودن واریانس خطا بدست آورد. بلوک دیاگرام کلی چنین سیستمی در حالت ترکیب داده متمرکز[4] در شکل (۱) نمایش داده شده است که اساس کار ما نیز قرار خواهد گرفت. بخش مهم این دیاگرام، بلوک ترکیب و یا تخمین‌گر می‌باشد که می‌تواند هریک از دو فیلتر فوق‌الذکر فرض شود که موضوع اصلی این فعالیت پژوهشی می‌باشد.

۲- معرفی سیستم تلفیقی GPS/SDINS

سیستم‌های ناوبری به دو دسته کلی مکان‌یاب مانند سیستم ماهواره‌ای GPS و تعیین موقعیت اینرسی یا INS تقسیم می‌شوند. سیستم INS از جمله دقیق‌ترین و امن‌ترین سیستم‌های ناوبری است چراکه بدون هیچ نوع دریافت و ارسال سیگنال مخابراتی تنها با اندازه‌گیری نیروی وارد بر جسم وسرعت زاویه‌ای مربوطه، موقعیت و وضعیت را در هر لحظه تعیین می‌کند. عیب آن نیز این است که خطای ناوبری آن با گذشت زمان با توجه به بایاس اولیه بطور تصاعدی افزایش می‌یابد و در زمان‌های طولانی موجب انحراف قابل توجه جسم متحرک می‌شود.

از طرفی سیستم GPS به علت ارتباط مخابراتی با دنیای خارج، براحتی می تواند توسط گردانندگان سیستم مخابراتی مورد اغتشاش واقع شود. پهنای باند آن پایین بوده و مسائلی چون تداخلات ناشی از تشعشع، تاخیر آتمسفریک، خطای چند مسیری، خطای ناشی از اختلاف ساعت و همچنین نویز گیرنده، چند عامل موثر در کاهش دقت این سیستم ناوبری می‌باشد. در عوض در حالت عادی خطای آن حتی برای زمان‌های طولانی محدود است [۳]. در نتیجه به منظور افزایش صحت ناوبری و قابلیت اعتماد سیستم و رفع معایب هر سیستم توسط دیگری، استفاده از هر دو نوع سیستم ناوبری همراه با یک الگوریتم مناسب ترکیب توصیه می‌شود.

در [۶-۳] به مدل‌های دینامیکی جامعی برای سیستم فوق اشاره شده است. معادلات کلی حاکم بر یک SDINS به فرم زیر است:

$$\begin{pmatrix} \dot{r}^n \\ \dot{v}^n \\ \dot{C}_b^n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v^n \\ C_b^n f^b - (2\Omega_{ie}^n + \Omega_{en}^n) v^n + g^n \\ C_b^n (\Omega_{ib}^b - \Omega_{en}^b) \end{pmatrix} \quad (۱)$$

در رابطه بالا، r^n و v^n بترتیب بردار مکان و سرعت در دستگاه ناوبری و C_b^n ماتریس تبدیل از دستگاه بدنی به ناوبری می‌باشند. f^b نیز بردار نیرو در مختصات بدنی و g^n شتاب جاذبه است. ماتریس $\Omega_{km}^l = \Omega(\omega_{km}^l)$ نیز سرعت نسبی دستگاه m نسبت به دستگاه k است که در چارچوب مختصاتی دستگاه l بیان می‌شود. ω_{ie}^n سرعت زاویه‌ای زمین نسبت به دستگاه اینرسی در دستگاه ناوبری می‌باشد. خروجی سیستم اندازه‌گیر اینرشیال که مقادیر شتاب‌ها و سرعت‌های زاویه‌ای می‌باشند، در حکم ورودی برای مجموعه معادلات بالا می‌باشند. پس حل مساله ناوبری اینرشیال به معنی حل معادلات دیفرانسیل کلی (۱) با فرض داشتن مقادیر لحظه‌ای f^b و ω_{ib}^b و همچنین یک شرط اولیه برای مساله می‌باشد.

آنطور که در مراجع مختلف مشاهده شد، بدلیل پیچیدگی نسبی مدل واقعی سیستم تلفیقی، عموماً مدل‌های دینامیکی ساده‌ای برای پیاده‌سازی الگوریتم ترکیب بکار می‌رود [۱۰-۹]، که این امر تاحدی جامعیت روش‌های ارائه شده را زیر سوال می‌برد لذا در این مقاله سعی شد تا حد امکان مدل کاملی را منظور کرد. درنهایت از فرم باز شده معادله (۱)، به شرح زیر استفاده شد [۱۴] و [۱۶].

جدول ۱: پارامترهای بیضی‌گون مبنا در دستگاه مختصاتی WGS84[5]

نام پارامتر	مقدار
a (نصف قطر بزرگ)	۶۳۷۸/۱۳۷ کیلومتر
b (نصف قطر کوچک)	۶۳۵۶/۷۵۲ کیلومتر
ω_{ie} (سرعت زاویه‌ای)	۷/۲۹۲۱۱۵ × $۱۰^{-۳}$ رادیان بر ثانیه

[3] Particle Filters (PFs)
[4] Centralized Data Fusion
[5] World Geodetic System

دوران زمین)	
f(میزان تخت بودن)	$\frac{a-b}{a}=$ ۳/۳۵۲۸۱۱۳ × ۱۰$^{-۵}$
e (خروج از مرکز)	$\sqrt{f(1-f)}=$ ۰/۰۵۷۸۱

$$\begin{pmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (R_\phi + h)\dot{\phi} \\ (R_\lambda + h)\cos(\phi)\dot{\lambda} \\ -\dot{h} \end{pmatrix} \tag{۲}$$

$$R_\lambda = \frac{a(1-e^2)}{\sqrt{\{1-e^2\sin^2(\phi)\}^3}} \tag{۳}$$

$$R_\phi = \frac{a}{\sqrt{1-e^2\sin^2(\phi)}} \tag{۴}$$

عموماً مکان جسم بر حسب پارامترهای λ (طول جغرافیایی)، ϕ (عرض جغرافیایی) و h (ارتفاع) بیان می‌شود. پارامترهای بیضی‌گون مبنا جهت مدل کردن کره زمین در جدول (۱) آمده است. سرعت جسم متحرک نیز معمولاً در دستگاه مختصات محلی NED[۶] بیان می‌شود. رابطه بین بردار سرعت و پارامترهای جغرافیایی به صورت روابط (۲-۴) است. INS موردنظر در اینجا از نوع SDINS یعنی بدون صفحه پایدارکننده[۷] است و اندازه‌گیری‌های سه شتاب‌سنج و سه ژیروسکوپ نسبت به بدنه واحد INS انجام می‌شود. ماتریس تبدیل بین این مختصات بدنه و مختصات محلی NED، در معادله دیفرانسیل (۵) صدق می‌کند:

$$dR_{b2g} = R_{b2g}\begin{pmatrix} 0 & -r & q \\ r & 0 & -p \\ -q & p & 0 \end{pmatrix} dt \tag{۵}$$

$$\omega_{gb}^{b} = \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \\ \tilde{r} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_p \\ b_q \\ b_r \end{pmatrix} - R_{g2b}\begin{pmatrix} \omega_{ie}\cos(\phi) + \dfrac{V_E}{R_\lambda + h} \\ -\dfrac{V_N}{R_\phi + h} \\ -\omega_{ie}\sin(\phi) + \dfrac{V_E\tan(\phi)}{R_\lambda + h} \end{pmatrix} \tag{۶}$$

بردار سرعت زاویه‌ای جسم متحرک در مختصات بدنه نیز یعنی: $\omega_{gb}^{b} = \begin{pmatrix} p & q & r \end{pmatrix}^T$ در معادله (۶) صدق می‌کند که در این معادله $(\tilde{p}\ \tilde{q}\ \tilde{r})^T$ مقادیر اندازه‌گیری شده توسط ژیروسکوپ‌ها و $(b_q\ b_p\ b_r)^T$ بایاس اولیه مربوطه می‌باشد.

با صرف‌نظر از اثر تغییرات شتاب جاذبه زمین، در نهایت مدل دینامیکی INS توسط روابط (۷-۱۰) بیان می‌شود. در این روابط g شتاب جاذبه، $(\tilde{a}_u\ \tilde{a}_v\ \tilde{a}_w)^T$ مقادیر اندازه‌گیری شده توسط سه شتاب‌سنج و $(b_u\ b_v\ b_w)^T$ بایاس اولیه آن می‌باشد. w_t^{v} ، $w_t^{b_{acc}}$ و $w_t^{b_{gyro}}$ نیز فرآیندهای تصادفی وینر با متوسط صفر و واریانس مناسب می‌باشند.

$$d\begin{pmatrix} \phi \\ \lambda \\ h \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dfrac{1}{R_\phi + h} & 0 & 0 \\ 0 & \dfrac{1}{(R_\lambda + h)\cos(\phi)} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}\begin{pmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{pmatrix} dt$$

$$d\begin{pmatrix} V_N \\ V_E \\ V_D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dfrac{-V_E^2\tan(\phi)}{R_\lambda + h} - 2\omega_{ie}\sin(\phi)V_E + \dfrac{V_N V_D}{R_\phi + h} \\ \dfrac{V_E V_N\tan(\phi)}{R_\phi + h} + \omega_{ie}\{\sin(\phi)V_N + 2\cos(\phi)V_D\} + \dfrac{V_E V_D}{R_\lambda + h} \\ \dfrac{-V_N^2}{R_\phi + h} - 2\omega_{ie}\cos(\phi)V_E - \dfrac{V_E^2}{R_\lambda + h} \end{pmatrix} dt$$
$$+ R_{b2g}\left\{\begin{pmatrix} \tilde{a}_u \\ \tilde{a}_v \\ \tilde{a}_w \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_u \\ b_v \\ b_w \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{pmatrix}\right\} dt + dw_t^{v}$$

$$d\begin{pmatrix} b_u \\ b_v \\ b_w \end{pmatrix} = -a_{acc}\begin{pmatrix} b_u \\ b_v \\ b_w \end{pmatrix} dt + dw_t^{b_{acc}}$$

$$d\begin{pmatrix} b_p \\ b_q \\ b_r \end{pmatrix} = -a_{gyro}\begin{pmatrix} b_p \\ b_q \\ b_r \end{pmatrix} dt + dw_t^{b_{gyro}} \tag{۷-۱۰}$$

مدلسازی خطای ساعت: مدل مربوط به خطای ساعت گیرنده یعنی δ_t به صورت انتگرال یک فرآیند تصادفی x_t بیان می شود. w_t^{x} نیز یک فرآیند وینر با متوسط صفر و واریانس σ_w^2 می‌باشد.

$$dx_t = -a_{clock}x_t dt + dw_t^{x} \tag{۱۱}$$

$$d\delta_t = x_t dt \tag{۱۲}$$

مدلسازی تاخیر آتمسفریک: جهت مدلسازی خطای تروپوسفریک به عنوان منبع اصلی خطای سیستم GPS که قابل مدسازی بوده و عموماً غیرقابل حذف می‌باشد، از مدل ساده شده گود-گودمن[۸] و معادله (۱۳)

[۶] North East Down
[۷] Strapdown INS

[۸] Goad & Goodman

استفاده می‌کنیم که در آن θ زاویه فراز رویت ماهواره، R شعاع زمین و h_d و h_w به ترتیب ارتفاع لایه‌های تروپوسفریک مرطوب و خشک، T دما، p فشار محلی و pe فشار جزئی بخار آب می‌باشند [۱۶]. پارامترهای تقریبی این مدل نیز طبق جدول (۲) فرض می‌شوند.

$$\Delta_{tropo}(\theta) = 10^{-6}\{N_d^{tropo}\{\sqrt{(R+h_d)^2 - R^2\cos^2(\theta)} - R\sin(\theta)\} + N_w^{tropo}\{\sqrt{(R+h_w)^2 - R^2\cos^2(\theta)} - R\sin(\theta)\}\}$$

(۱۳)

جدول ۲: پارامترهای مدل خطای تروپوسفریک

نام پارامتر	مقدار
R	۶۳۶۷/۴۳ کیلومتر
h_w	۱۱۰۰۰ متر
h_d	۴۰۱۳۶+۱۴۸/۷۲(T−۲۷۳/۱۶)
N_w^{tropo}	−۱۲/۹۶ $\frac{pe}{T}$ +۷۱۰/۴۷۱ $\frac{pe}{T^2}$
N_d^{tropo}	۷۷/۶۴ $\frac{pe}{T}$

شبه‌فاصله ها و معادله مربوط به بردار اندازه‌گیری: در این مقاله ناوبری صرفاً بر اساس اندازه‌گیری شبه‌فاصله‌ها انجام می‌پذیرد. شبه‌فاصله‌ها بصورت فاصله نسبی بین هریک از ماهواره‌ها با جسم متحرک که توسط منابع خطا از مقدار واقعی منحرف می‌شوند، توسط روابط ۱۴ الی ۱۶ بیان می‌شود.

$$\rho_i = \sqrt{(X_{si}-X_m)^2 + (Y_{si}-Y_m)^2 + (Z_{si}-Z_m)^2} + c\delta_t + \Delta_{tropo}(\theta_i) + \eta_i$$

$$\theta_i = \frac{\pi}{2} - Arc\cos\{\frac{X_m(X_{si}-X_m) + Y_m(Y_{si}-Y_m) + Z_m(Z_{si}-Z_m)}{\sqrt{(X_{si}-X_m)^2 + (Y_{si}-Y_m)^2 + (Z_{si}-Z_m)^2}} \times \frac{1}{\sqrt{X_m^2 + Y_m^2 + Z_m^2}}\}$$

$$\begin{pmatrix} X_m \\ Y_m \\ Z_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (R_\phi + h)\cos(\lambda)\cos(\phi) \\ (R_\phi + h)\cos(\lambda)\sin(\phi) \\ (R_\phi(1-e^2) + h)\sin(\lambda) \end{pmatrix}$$

(۱۴-۱۶)

در این روابط c سرعت نور، δ_t بایاس ساعت گیرنده، θ_i زاویه فراز رویت ماهواره iام، η_i نویز اندازه‌گیری، (X_{si}, Y_{si}, Z_{si}) مختصات ماهوارهiام و (X_m, Y_m, Z_m) مختصات گیرنده در چارچوب مختصاتی ECEF[۹] می‌باشد. جهت حل مساله ناهمزمانی داده‌های دو سیستم ناوبری نیز از یک درونیابی خطی ساده استفاده شد [۸] و [۱۶].

توجه شود عموماً برای تخمین بردار حالت بر اساس اندازه‌گیری شبه‌فاصله‌ها با کمک روشی غیرهوشمند، در هر لحظه حداقل باید ۴ ماهواره قابل رویت باشد. برای افزایش دقت ناوبری نیز باید بیش از این تعداد یعنی مثلاً ۵ ماهواره در هر لحظه برای گیرنده قابل رؤیت باشد.
در ناوبری شهری در حالات بحرانی، موانع طبیعی و یا غیر طبیعی ممکن است مانع از رویت مناسب و حتی کاهش تعداد ماهواره‌های تحت رویت شود. این امر متناظر با عبور وسیله متحرک از جلوی ساختمانهای بلند، زیر پل‌ها و یا داخل تونل‌ها و یا اصولاً وجود هرنوع مانع فیزیکی که موجب تضعیف و یا قطع ارتباط مخابراتی گیرنده GPS نصب شده برروی وسیله نقلیه با هریک از ماهواره‌ها گردد، می‌باشد.

این قطع ارتباط ماهواره‌ای طبق [۸]، منجر به میل کردن فاکتورهای هندسی تعیین موقعیت به سمت بی‌نهایت و واگرایی سریع فیلتر کالمن توسعه یافته خواهد شد. بدیهی می‌باشد که شاخص فوق یک پارامتر مهم جهت ارزیابی میزان کارآیی الگوریتم ترکیب داده بشمار می‌رود و ارائه یک روش مقاوم نسبت به معضل فوق، در امر ناوبری زمینی یک نقطه قوت بسیار مهم بشمار می‌رود. بنابراین در این مقاله، شاخص خطای ناوبری در حالت قطع ارتباط ماهواره‌ای، به عنوان یک معیار اساسی جهت مقایسه دو روش مختلف مورد بحث در تلفیق دو سیستم ناوبری GPS و INS و تعیین میزان مقاومت هریک، مورد بررسی قرار خواهد گرفت. همانطور که نشان داده خواهد شد، در چنین مواقعی روش ارائه شده در [۱۵] می‌تواند راه حل مناسبی برای مساله تخمین حالت در مساله ناوبری باشد.

۳- فیلتر ذره‌ای و الگوریتم پیشنهادی جهت تخمین حالت

همانطور که ذکر شد استفاده از فیلتر کالمن توسعه یافته یک روش متداول در برخورد با مساله تخمین در سیستم‌های غیرخطی و بخصوص در کاربرد ناوبری است [۹-۶]. در اینجا روشی کارا برای حل مساله تخمین در مواجهه با سیستم‌های غیرخطی و غیرگوسی و مقاوم در برابر قطع ارتباط ماهواره‌ای در سیستم تلفیقی ارائه می‌شود. این روش جزء روش‌های آماری مونت کارلو بوده و بر پایه استفاده از قانون اعداد بزرگ است و تابع چگالی احتمال شرطی را به صورت مجموع

[۹] Earth Centered Earth Fixed

وزن‌یافته تعدادی تابع گسسته تقریب می‌زند. در [۱۴-۱۱] و [۱۶] بطور مفصل در مورد جزئیات ریاضی موضوع و همگرایی این فیلتر بحث شده است. در اینجا صرفاً نتایج کلی مورد استفاده قرار می‌گیرد. ابتدا به ذکر مبانی ریاضی موضوع پرداخته می‌شود. در خیلی از موارد می توان مدل سیستم را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + B_w w_k \qquad (۱۷)$$

$$z_k = h(x_k) + B_v v_k = h(x_k) + \tilde{v}_k \qquad (۱۸)$$

این امر صرفاً جهت سادگی نمایش روابط انجام می‌شود. در این صورت: $R_k^{\tilde{v}} = \tilde{g}_k(x_k) R_k^v \tilde{g}_k(x_k)^T$ که منظور از R_k^v ماتریس کوواریانس نویز است. فرض هم می‌شود که تابع توزیع احتمال فرآیندهای w_k و $\tilde{v}_k$ به ترتیب P_{w_k} و $P_{\tilde{v}_k}$ باشد. هدف پیدا کردن تخمین بهینه یک تابع دلخواه مانند g از عناصر بردار حالت با معیار حداقل بودن واریانس خطاست.

$$\hat{g}(x_k)_{Minimum-\text{Variance}} = E[g(x_k) \mid Y_k] \qquad (۱۹)$$

که $Y_k = \{y_1, y_2, \ldots, y_k\}$ مجموعه اندازه‌گیری‌هاست. در صورتیکه بتوان تابع توزیع احتمال شرطی $P(x_k \mid y_{1:k})$ را حساب کرد، تخمین بهینه از طریق رابطه (۲۰) حساب می‌شود. در اینجا به دنبال یافتن روشی بازگشتی برای محاسبه تابع توزیع فوق با در نظر گرفتن بردار اندازه‌گیری شده در هر لحظه می‌باشیم. این تابع توزیع دربرگیرنده کلیه اطلاعات آماری فرآیند X_k که از طریق مشاهده Y_k قابل حصول است، می‌باشد.

$$E[g(x_k) \mid Y_k] = \int_{\Re^n} g(x_k) dP(x_k \mid Y_k) \qquad (۲۰)$$

این روش شامل دو بخش اساسی: ۱- پیش‌بینی و ۲- بروز کردن می‌باشد. در مرحله پیش‌بینی نخست فرض می‌کنیم که تابع $P(x_k \mid y_{1:k})$ در دسترس است و هنوز مقدار y_{k+1} اندازه‌گیری نشده است. با توجه به رابطه (۱۷) و معادله چاپمن- کومولوگورف خواهیم داشت:

$$P(x_{k+1} \mid y_{1:k}) = \int P(x_{k+1} \mid x_k) P(x_k \mid y_{1:k}) dx_k \qquad (۲۱)$$

که جمله اول عبارت تحت انتگرال با استفاده از مدل سیستم به این صورت بدست می‌آید:

$$P(x_{k+1} \mid x_k) = P_{w_k}(\hat{B}_w(x_{k+1} - f(x_k, u_k)) \qquad (۲۲)$$

$\hat{B}_w$ معکوس مور-پنرس ماتریس B_w می‌باشد. اکنون می‌خواهیم $P(x_{k+1} \mid y_{1:k+1})$ را بدست آوریم. فرض می‌کنیم y_{k+1} از طریق اندازه‌گیری در دسترس است. طبق قاعده بیز:

$$P(x_{k+1} \mid y_{1:k+1}) = \frac{P(y_{k+1} \mid x_{k+1}) P(x_{k+1} \mid y_{1:k})}{P(y_{k+1} \mid y_{1:k})} \qquad (۲۳)$$

$P(x_{k+1} \mid y_{1:k})$ از طریق رابطه (۲۱) قبلاً حساب شد. $P(y_{k+1} \mid x_{k+1})$ هم از طریق مدل اندازه‌گیری مشابه رابطه (۲۲) توسط رابطه (۲۴) حساب می‌شود.

$$P(y_{k+1} \mid x_{k+1}) = P_{\tilde{v}_{k+1}}(z_{k+1} - h(x_{k+1})) \qquad (۲۴)$$

مخرج کسر هم طبق رابطه (۲۵) بدست می‌آید.

$$P(y_{k+1} \mid y_{1:k}) = \int P(y_{k+1} \mid x_{k+1}) P(x_{k+1} \mid y_{1:k}) dx_{k+1} \qquad (۲۵)$$

بنابراین در مرحله بروز کردن با توجه به روابط ذکر شده، $P(x_{k+1} \mid y_{1:k+1})$ محاسبه می‌شود. انجام این دو مرحله بصورت بازگشتی منجر به یافتن کلی ضرایب بیز و تابع مجهول $P(x_k \mid y_{1:k})$ و حل مساله تخمین می‌شود. توجه شود که جواب بدست آمده گرچه دقیق است و هیچ نوع تقریبی در آن بکار نرفته است، ولی بدلیل بعد نامحدود فیلتر تخمین‌گر، عملاً قابل پیاده‌سازی نیست. روش مورد استفاده جهت تقریب رابطه بدست آمده در تعداد گام محدود، استفاده از فیلتر ذره‌ای به شرح زیر است:

اگر نمونه‌های $\{x_{0:k}^i\}_{i=1}^N$ براساس تابع $q(x_{0:k} \mid y_{1:k})$ [10] بازسازی شوند[11]، وزن‌های مربوطه برابر خواهد بود با [۱۱]:

$$\omega_k^i \propto \frac{P(x_{0:k}^i \mid y_{0:k}^i)}{q(x_{0:k}^i \mid y_{0:k}^i)} \qquad (۲۶)$$

اگر $q(\cdot)$ را بتوان طوری انتخاب کرد که رابطه (۲۷) برقرار باشد، در اینصورت تخمین موردنظر از تابع چگالی احتمال را می‌توان برحسب توابع $P(x_{0:k-1} \mid y_{1:k-1})$، $P(y_k \mid x_k)$ و $P(x_k \mid x_{k-1})$ بدست آورد.

$$q(x_{0:k} \mid y_{1:k}) = q(x_k \mid x_{0:k-1}, y_{1:k}) q(x_{0:k-1} \mid y_{1:k-1}) \qquad (۲۷)$$

این موضوع را در ذیل نشان می‌دهیم:

---

[10] Importance Density Function
[11] Importance Sampling

$$P(x_{0:k} \mid y_{1:k}) = \frac{P(y_k \mid x_{0:k}, y_{1:k-1})P(x_{0:k} \mid y_{1:k-1})}{P(y_k \mid y_{1:k-1})}$$
$$= \frac{P(y_k \mid x_{0:k}, y_{1:k-1})P(x_k \mid x_{0:k-1}, y_{1:k-1})}{P(y_k \mid y_{1:k-1})} \times P(x_{0:k-1} \mid y_{1:k-1})$$
$$\Rightarrow P(x_{0:k} \mid y_{1:k}) = \frac{P(y_k \mid x_k)P(x_k \mid x_{k-1})}{P(y_k \mid y_{1:k-1})} \times P(x_{0:k-1} \mid y_{1:k-1})$$
$$\Rightarrow P(x_{0:k} \mid y_{1:k}) \propto P(y_k \mid x_k)P(x_k \mid x_{k-1}) \times P(x_{0:k-1} \mid y_{1:k-1})$$
(۲۸-۳۰)

با جایگزین کردن ۲ رابطه اخیر در معادله (۲۶)، فرم بازگشتی لازم برای محاسبه وزن‌ها را بدست می‌آوریم.

$$\omega_k^i \propto \frac{P(y_k \mid x_k^i)P(x_k^i \mid x_{k-1}^i) \times P(x_{0:k-1}^i \mid y_{1:k-1})}{q(x_k^i \mid x_{0:k-1}^i, y_{1:k})q(x_{0:k-1}^i \mid y_{1:k-1})} \quad (۳۱)$$

$$\Rightarrow \omega_k^i = \beta\ \omega_{k-1}^i \frac{P(y_k \mid x_k^i)P(x_k^i \mid x_{k-1}^i)}{q(x_k^i \mid x_{0:k-1}^i, y_{1:k})} \quad (۳۲)$$

به علاوه اگر فرض شود:

$$q(x_k \mid x_{0:k-1}, y_{1:k}) = q(x_k \mid x_{k-1}, y_k) \quad (۳۳)$$

آنگاه تابع $q(\cdot)$ تنها به مقادیر x_{k-1} و y_k بستگی پیدا می‌کند و در سیستم پردازشگر تنها کافیست که تنها تکامل x_k^i و نه $x_{0:k-1}^i$ و $y_{1:k-1}$ ذخیره شود ($i = 1,2,...,N$). در نتیجه قانون اصلاح شده بروزکردن وزن‌ها به این فرم بازنویسی می‌شود:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{P(y_k \mid x_k^i)P(x_k^i \mid x_{k-1}^i)}{q(x_k^i \mid x_{k-1}^i, y_k)} \quad (۳۴)$$

و تخمین موردنظر برابر خواهد بود با:

$$P(x_k \mid y_{1:k}) = lim_{N\to\infty} \sum_{i=1}^{N} \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (۳۵)$$

تنها نکته مهم باقیمانده نحوه انتخاب تابع $q(\cdot)$ است که در اینجا به آن اشاره می‌شود. مهم‌ترین معیار برای انتخاب این تابع، حداقل شدن واریانس مجموعه وزن‌ها به منظور کاهش خطای تخمین و افزایش تعداد ذرات موثر می‌باشد. در [۱۱] این مقدار بهینه به این صورت معرفی شده است:

$$q(x_k \mid x_{k-1}^i, y_k)_{Optimal} = P(x_k \mid x_{k-1}^i, y_k)$$
$$= \frac{P(y_k \mid x_k, x_{k-1}^i)P(x_k \mid x_{k-1}^i)}{P(y_k \mid x_{k-1}^i)} \quad (۳۶)$$

با جایگزینی $q(\cdot)$ بهینه در رابطه (۳۴)، قانون زیر بدست می‌آید:

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i P(y_k \mid x_{k-1}^i)$$
$$= \omega_{k-1}^i \int P(y_k \mid x_k')P(x_k' \mid x_{k-1}^i)dx_k' \quad (۳۷)$$

این انتخاب ما را دچار ۲ معضل اساسی می‌کند. یکی اینکه ما نیازمندیم که از تابع $P(x_k \mid x_{k-1}^i, y_k)$ نمونه‌برداری کنیم و دیگری اینکه نیاز به انتگرال‌گیری ازحالات گذرای ذرات داریم. بنابراین در خیلی از موارد بکاربردن مستقیم رابطه (۳۷) برای بدست آوردن $q(\cdot)$ بهینه، چندان عملی نیست. در نهایت در اغلب موارد $q(\cdot)$ را به شکل (۳۸) انتخاب می‌کنند و رابطه متناظر برای بروز کردن وزن‌ها طبق (۳۹) بدست می‌آید.

$$q(x_k \mid x_{k-1}^i, y_k) = P(x_k \mid x_{k-1}^i) \quad (۳۸)$$

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i P(y_k \mid x_k^i) \quad (۳۹)$$

درنهایت الگوریتم زیر جهت مساله تخمین ارائه می‌گردد:

۱- N بردار تصادفی $\left\{\tilde{x}_0^1, \tilde{x}_0^2, ..., \tilde{x}_0^N\right\}$ با توجه به توزیع مفروض $P(x_0 \mid y_0) = P(x_0)$ انتخاب می‌شوند. هر کدام از این N بردار یک ذره نامیده می‌شود.

۲- مجموعه $\left\{\tilde{x}_k^1, \tilde{x}_k^2, ..., \tilde{x}_k^N\right\}$ به دینامیک (۱۷) اعمال و $\left\{\tilde{x}_{k+1}^1, \tilde{x}_{k+1}^2, ..., \tilde{x}_{k+1}^N\right\}$ با توجه به آن بدست می‌آید.

۳-طبق [۱۴]، اگر توزیع $\tilde{v}_k$ گوسی باشد، انتخاب بهینه وزن‌های $\{\omega_k^i\}_{i=1}^N$ بر اساس روابط زیر می‌باشد:

$$\omega_k^i = \frac{Z_k^i}{\sum_{j=1}^{N} Z_k^j} \quad (۴۰)$$

$$Z_k^i(x,y) = \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{k}\gamma^{k-j}\left\|y_j - h(\tilde{x}_j^i)\right\|_{R^{\tilde{v}}}^2\right\}}{\exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{k}\gamma^{k-j}\left\|y_j\right\|_{R^{\tilde{v}}}^2\right\}} \quad (۴۱)$$

به طوریکه: $\|a\|_{R^{\tilde{v}}}^2 = a^T[R^{\tilde{v}}]^{-1}a$, $a \in R^m$ و $\gamma \in (0,1)$ یک ضریب فراموشی و m بعد بردار خروجی است.

٤- با توجه به محاسبه وزن‌ها، مقادیر تخمینی در گام kام طبق روابط (۴۳-۴۲) محاسبه می‌شوند.

$$\hat{P}(x_k \mid y_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N} \omega_k^i \delta(x_k - \tilde{x}_k^i) \quad (۴۲)$$

$$\hat{g}(x_k) = \sum_{i=1}^{N} \omega_k^i g(\tilde{x}_k^i) \quad (۴۳)$$

۵- تعداد ذره‌های موثر حساب شود:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N} (\omega_k^i)^2} \quad (۴۴)$$

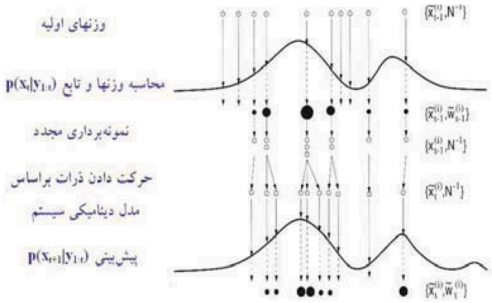
در صورتیکه رابطه: $N_{eff} \le N_{th}$ ($N_{th} = \frac{2N}{3}$) برقرار باشد، الگوریتم نمونه‌گیری مجدد[12] اجرا شده و وزن‌ها به مقادیر : $\left\{\omega_k^i\right\}_{i=1}^{N} = \frac{1}{N}$ برگردانده شوند.

٦- با مراجعه به مرحله ۲ این روند تا رسیدن به دقت موردنظر مجدداً تکرار شود.

یکی دیگر از مسائل مهمی که به هنگام استفاده از این روش باید مورد توجه قرار گیرد، انتخاب بهینه N است. در [۱۱] ثابت شده است که انتخاب وزن‌ها طبق رابطه‌ای معادل با روابط (۴۱-۴۰)، موجب افزایش تعداد ذره‌های موثر و درنتیجه افزایش سرعت همگرایی می‌شود. هرچه تعداد ذره‌ها کمتر باشد، هزینه محاسباتی مساله کمتر است در عوض خطای تخمین بیشتر خواهد شد. اصولاً هر چه واریانس وزن‌های: $\left\{\omega_k^i\right\}_{i=1}^{N}$ بیشتر باشد، تعداد موثر ذره‌ها کمتر می‌شود. در اینگونه موارد توسط الگوریتم نمونه‌گیری مجدد، ذره‌هایی که وزن متناظر با آنها بزرگ است هریک به چند ذره با وزن نرمالیزه شده: $\left\{\omega_k^i\right\} = \frac{1}{N}$ ولی در مکانی متفاوت تبدیل و برعکس ذره‌هایی که وزن متناظر با آنها کوچک است، تقریباً حذف می‌شوند. در عین حال تابع توزیع ناشی از ذرات قبل و بعد از این زیروال تقریباً ثابت خواهد ماند. برای نمونه‌گیری مجدد از روش ارائه شده در [۱۱] استفاده شد.

در صورت حذف مرحله ۵، پس از چند مرحله از بروز کردن وزن‌ها، نسبت وزن برخی از ذره ها نسبت به برخی دیگر بسیار کوچک شده و تدریجاً به سمت صفر میل می‌کند که این بدان معنی است که عملاً تعدادی از ذره‌ها تاثیر چندانی در معادلات (۴۳-۴۲) ندارند و هزینه محاسباتی بیهوده‌ای صرف بروز کردن وزن‌های آنها می‌شود (مشکل پراکندگی عددی وزن‌ها).

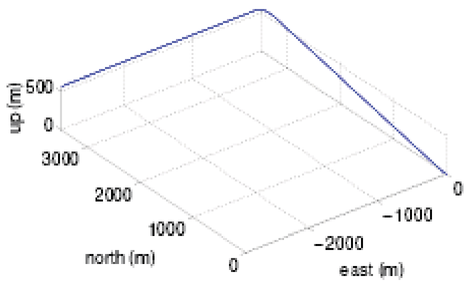
انتخاب ضریب فراموشی γ هم در مرحله ۳ جهت تضمین همگرایی یکنواخت $\hat{P}(x_k \mid y_{1:k})$ به مقدار واقعی آن با افزایش زمان به شرط کافی بودن تعداد ذرات می‌باشد. درنهایت مراحل کلی الگوریتم فیلتر ذره‌ای را می‌توان در شکل (۲) مشاهده کرد.



شکل ۲: شمای کلی تخمین حالت توسط فیلتر ذره‌ای

٤- نتایج شبیه‌سازی

برای انجام شبیه‌سازی و کسب مقادیر عددی از نسخه آموزشی برنامه PROGEN و SatNav ارائه شده توسط GPSoft استفاده شد [۱۷]. در این برنامه یک پروفایل حرکتی کند با دینامیک پایین و به طول ۱۱ دقیقه تولید و شبه‌فاصله‌ها، مقادیر خوانده شده توسط ژیروسکوپ‌ها و شتاب‌سنج‌ها و داده‌های مکانی مربوطه برای چهار ماهواره قابل رویت ارائه می‌شود. نمونه‌گیری واحد IMU با فرکانس ۱۰Hz و خواندن مقدار شبه‌فاصله‌ها با فرکانس ۱Hz صورت می‌پذیرد.



شکل ۳ : پروفایل مسیر پرواز با دینامیک پایین

پارامترهای عددی مورد استفاده برای مدلسازی نیز به صورت زیر انتخاب شدند. این پارامترها یک واحد IMU ارزان قیمت با دقت متوسط را مدل می‌کند.

[12] Resampling Algorithm

$a_{acc} = a_{gyro} =$ ۰/۰۰۱۵

$a_{clock} =$ ۰/۰۰۲ $\qquad T =$ ۳۰۰ K

$\sum_{w^{b_{acc}}} =$ ۴/۹۰۵ × ۱۰$^{-4} I$ $\qquad p =$ ۱/۰۱۳ bar

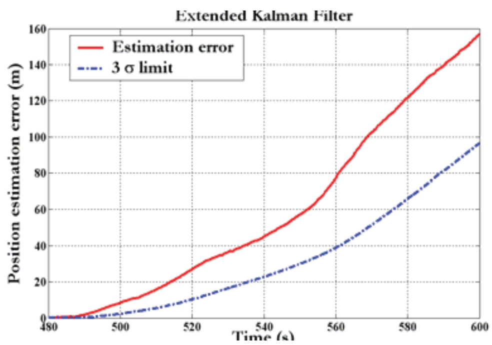
$\sum_{w^{b_{gyro}}} =$ ۰/۰۹I $\qquad pe =$ ۳۵ mbar

$\sum_{w^{v}} =$ ۱۰$^{-5} I$ $\qquad \sigma_{w^{x}} =$ ۱۰$^{-12} I$

تعداد ذره‌ها هم با سعی و خطا ۵۰۰ انتخاب شد که توجه به پروفایل جسم متحرک که فاقد تغییرات خیلی سریع است، این تعداد کافی بنظر می‌رسد. البته جهت مقایسه عددی تعداد ذرات دیگری هم بررسی شد که در ادامه به آن اشاره خواهد شد. همچنین فرض شد: $\gamma = 0.98$ و بردار حالت نیز به فرم زیر انتخاب گردید:

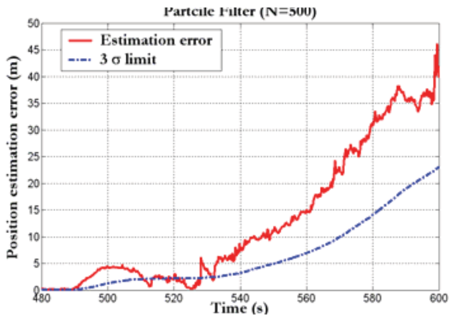
$$\mathrm{x} = [X_N, X_E, \text{-X}_D, V_N, V_E, \text{-V}_D, roll, pitch, turn, b_u, b_v, b_w, b_p, b_q, b_r, x_t, \delta_t]$$

جهت ارزیابی و مقایسه، صرفاً حالت بحرانی درنظر گرفته می‌شود، بنابراین فرض می‌کنیم که در ثانیه ۴۸۰ام یک ماهواره از افق دید گیرنده خارج می‌شود. در این حالت همانطور که در شکل (۴) دیده می‌شود، تخمین انجام شده توسط فیلتر کالمن، به سرعت و بفرم تقریباً نمایی، واگرا می‌شود و خطای تخمین در انتهای بازه بحرانی اصلاً قابل قبول نیست. این امر قابل پیش‌بینی بود و لذا معضل عدم رویت ماهواره‌ها یکی از مواردیست که عملکرد فیلتر کالمن در مقوله ترکیب اطلاعات سیستم ناوبری را به شدت مخدوش می‌کند. نقطه صفر محور زمان در این نمودار، منطبق بر شروع لحظه بحرانی و ثانیه ۴۸۰ام است.

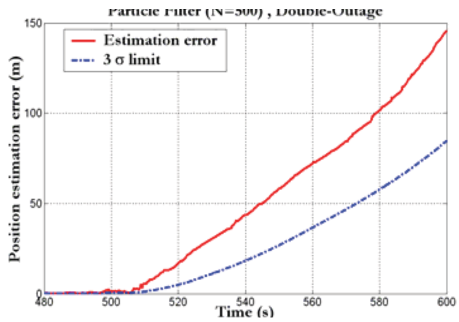


شکل ۴: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۳ ماهواره توسط فیلتر کالمن توسعه یافته

این امر درحالیست که طبق شکل (۵) خطای روش پیشنهادی بسیار کمتر از فیلتر کالمن توسعه یافته است و می‌تواند جهت ناوبری در شرایط بحرانی با دقت نسبتاً مطلوب مورد استفاده قرار گیرد. البته با کاهش تعداد ماهواره‌ها، طبق شکل (۶)، کم کم اثر ناپایداری در فیلتر ذره‌ای نیز مشاهده می‌شود.

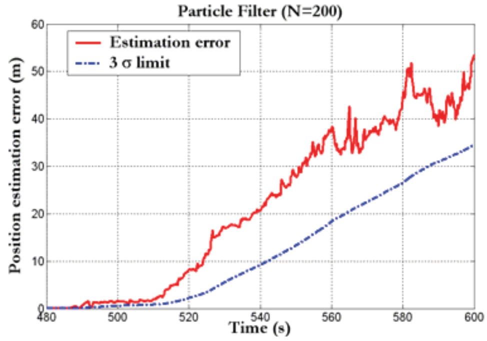


شکل ۵: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۳ ماهواره توسط فیلتر ذره‌ای به ازای: N=۵۰۰

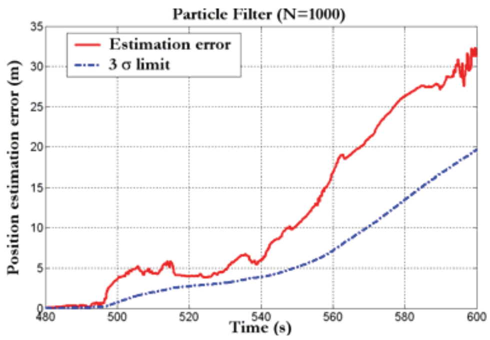


شکل ۶: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۲ ماهواره توسط فیلتر ذره‌ای به ازای: N=۵۰۰

نکته مهم در این دو شکل این است که در هر دو مورد در ابتدای بازه بحرانی، خطا در محدوده قابل قبولی قرار دارد که با توجه به اینکه عموماً موانع در ناوبری شهری، صرفاً در مقاطع زمانی کوتاهی ظاهر می‌شوند، روش فوق می‌تواند جایگزین خوبی برای روش متداولی چون فیلتر کالمن در چنین لحظاتی باشد. همین آزمایش به ازای تعداد ذرات ۲۰۰ و ۱۰۰۰ نیز انجام شد که نتایج در اشکال (۷) و (۸) مشاهده میشود.

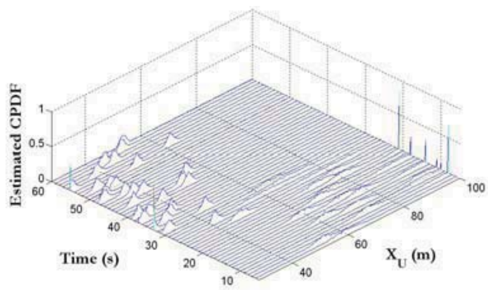


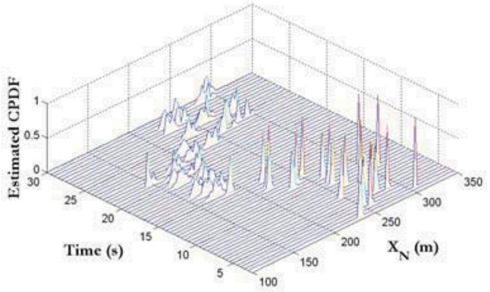
شکل ۷: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۳ ماهواره توسط فیلتر ذره‌ای به ازای:
N=۲۰۰



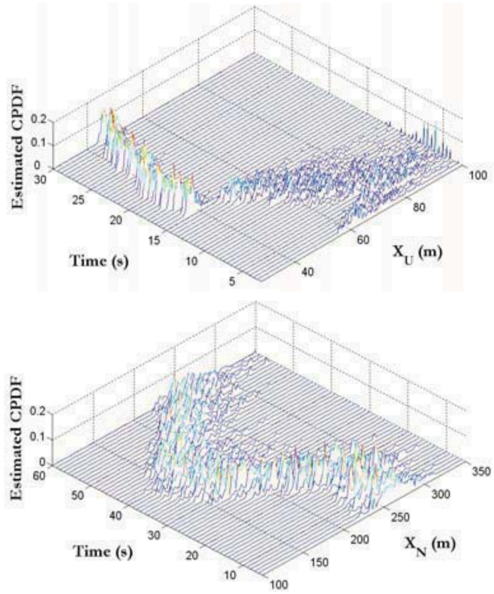
شکل ۸: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۳ ماهواره توسط فیلتر ذره‌ای به ازای:
N=۱۰۰۰

در اشکال (۹) و (۱۰) نیز فرم زمانی تخمین تابع چگالی احتمال شرطی X_N و X_U به عنوان دو عضو از عناصر بردار حالت در ۶۰ ثانیه اول حرکت به ازای دو حالت اخیر رسم شده است که افزایش وضوح فیلتر در حالت دوم کاملاً مشهود می‌باشد.





شکل ۹: تخمین تابع چگالی احتمال X_N و X_U در ۶۰ ثانیه اول حرکت به ازای
N=۱۰۰



شکل ۱۰: تخمین تابع چگالی احتمال X_N و X_U در ۶۰ ثانیه اول حرکت به ازای
N=۱۰۰۰

بالاخره آزمایش قطع ارتباط ماهواره‌ای برای ۴ مقدار متفاوت N انجام شد. مقادیر عددی متوسط و انحراف استاندارد خطای تخمین مکان دربازه بحرانی ذکر شده در جداول (۳) و (۴) آمده است. اختلاف عملکرد دو فیلتر با مقایسه اعداد، به خوبی قابل برداشت است. توجه شود که در عمل ممکن است در خیلی موارد حالت بحرانی پیش نیاید و تعداد ماهواره‌های تحت رویت، کمتر از مقدار بحرانی ۴ نشود و مثلاً ۸ یا ۹ ماهواره قابل رویت باشد. لیکن جهت اطمینان از حفظ عملکرد سیستم ناوبری شهری، درنظر گرفتن چنین شرایط خاصی الزامی است.

جدول ۳: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۳ ماهواره (متر)

		خطای متوسط	انحراف استاندارد خطا
فیلتر ذره‌ای	N =۱۰۰	۲۶/۲۷	۲۲/۸۴
	N =۲۰۰	۲۱/۷۰	۱۶/۹۴
	N =۵۰۰	۱۲/۹۱	۱۲/۷۳
	N =۱۰۰۰	۱۱/۸۹	۱۰/۱۱
فیلتر کالمن توسعه یافته		۵۹/۱۹۵	۴۸/۶۴۴

جدول ۴: خطای تخمین مکان با فرض رویت ۲ ماهواره (متر)

		خطای متوسط	انحراف استاندارد خطا
فیلتر ذره‌ای	N =۱۰۰	۱۴۶/۶۷	۱۳۷/۱۷
	N =۲۰۰	۹۸/۳۱	۹۰/۱۸
	N =۵۰۰	۵۰/۵۱	۴۰/۰۸
	N =۱۰۰۰	۴۲/۱۲	۳۶/۵۹
فیلتر کالمن توسعه یافته		۳۷۱/۶۴	۳۲۴/۳۵

بدیهی می‌باشد که در حالت عادی و غیربحرانی نیز میزان صحت فیلتر ذره‌ای به مراتب از فیلتر کالمن بیشتر است (البته به شرط انتخاب تعداد ذرات کافی)، که در اینجا این امر مورد بحث ما نیست [۱۶].

اما هزینه این افزایش صحت در عملکرد سیستم ناوبری، زیاد شدن بار محاسباتی مساله است. اجرای کل برنامه تخمین فیلتر ذره‌ای در طول زمان ۱۱ دقیقه‌ای ناوبری برروی یک PC با پردازنده AMD Athlon XP 1800+ و حافظه 512 MB (DDR 400 MHz) و به ازای N=۵۰۰، حدود ۸۹/۹۷ ثانیه بطول انجامید. همین آزمایش برای فیلتر کالمن حدود ۳/۴۵۳ ثانیه طول کشید.

مقایسه حالت‌های بررسی شده طبق معیار فلاپس در برنامه MATLAB که ارتباط بسیار نزدیکی با توان پردازشی موردنیاز الگوریتم دارد، در جدول (۵) نشان داده شده است. در این حالت تعداد فلاپس‌های مورد استفاده توسط فیلتر کالمن توسعه یافته به عنوان معیار، برابر واحد فرض شده است.

جدول ۵: مقایسه حجم محاسبات موردنیاز فیلتر ذره‌ای برحسب شاخص فیلتر کالمن توسعه یافته در حالت‌های بررسی شده

تعداد ذرات	۱۰۰	۲۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰
تعداد فلاپس‌ها	۴/۹۳	۱۰/۲۲	۲۶/۷۸	۵۵/۰۴

۵- نتیجه‌گیری

با توجه به شبیه‌سازی‌های انجام شده، ملاحظه شد که در حالتی که تعداد ماهواره‌های قابل رویت کمتر از حداقل تعداد مورد نیاز برای مکان‌یابی ۳ بعدی می‌باشد، استفاده از فیلتر ذره‌ای برای تخمین حالت در سیستم ناوبری عملکرد مطلوبی دارد و خطا حداقل برای مدت مناسبی، محدود باقی می‌ماند درحالیکه فیلتر کالمن سریعاً واگرا می‌شود. البته در حالت عادی و مشاهده همان حداقل ۴ ماهواره، می‌توان از فیلتر کالمن توسعه یافته استفاده کرد، ولی بلافاصله در زمانی که تعداد ماهواره‌های قابل رویت از حد مجاز کمتر شد، از الگوریتم پیشنهادی استفاده کرد.

البته همانطور که ذکر شده، این روش به توان محاسباتی بیشتری احتیاج دارد و زیاد بودن تعداد حالت‌ها در برخی موارد، امکان پردازش همزمان را در کاربردهای عملی سلب می‌کند که این مشکل با افزایش سرعت پردازشگرهای الکترونیکی تقریباً حل شده فرض می‌شود.

از طرفی این روش در مواجهه با سیستم‌هایی با درجه غیرخطی بالا، مستقیماً و بدون خطی‌سازی و صرفاً بر اساس مدل واقعی سیستم، بهینه‌سازی را انجام می‌دهد. در نتیجه می‌توان انتظار عملکرد کاملاً مطلوب‌تری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته را متصور بود. این نکته به این دلیل ذکر شد که در دینامیک‌های شدید پروازی، مدل سیستم تلفیقی GPS/SDINS به شدت پیچیده‌تر از آنچه در این شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفت، بوده و خطی‌سازی آن کار نسبتاً دشواری می‌باشد. پس در عمل می‌توان به ارزش روش بیان شده و برتری‌های آن بخصوص در موارد بحرانی نسبت به روش متداولی چون فیلتر کالمن توسعه یافته پی‌برد.

مراجع

[1] M. Hilberg and T. Jacob, “High accuracy navigation and landing system using GPS/IMU system integration”, *IEEE AES Systems Magazine*, pp. 11-17, July 1998.

[2] J. F. Wagnera and T. WienekeIntegrating, “Integrating satellite and inertial navigation-conventional and new fusion approaches”, Elsevier

Journal of Control Engineering Practice 11, pp. 543–550, 2003.
[3] J. A. Farrel, and M. Barth, "The global positioning system and inertial navigation", McGraw-Hill, 1999.
[4] X. He, Y. Chen and H.B.Iz, "A reduced-order model for integrated GPS/INS", IEEE AES Systems Magazine, pp. 40-45, March 1998.
[5] S. Nasser, "Improving the inertial navigation system (INS) error model for INS and INS/DGPS applications", Ph.D. Dissertation, Department of Geomatics Engineering, Calgary University, Alberta, CA, November 2004.
[6] G. Welsh and G. Bishop, "An introduction to the Kalman filter", SIGGRAPH 2001, Course 8, Aug. 2001.
[7] F. A. Faruqi and K. J. Turner, "Extended Kalman filter synthesis for integrated global positioning/inertial navigation systems", Elsevier Journal of Applied Mathematics and Computation 115, pp. 213-227, 2000.
[8] D. M. Mayhew, "Multi-rate Sensor Fusion for GPS Navigation Using Kalman Filtering", M.S. Thesis in Electrical Engineering, Virginia Polytechnic Institute and State University, May 1999.
[9] C. Hide, T. Moore and M. Smith, "Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS", Journal of Navigation, pp. 143-152, Cambridge University Press, 2003.
[10] H. Carvalho, P. Del Moral, A. Monin and G. Salut, "Optimal nonlinear filtering in GPS/INS integration", IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, vol 33, no. 3, pp. 835-850, July 1997.
[11] S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-gaussian bayesian tracking", IEEE Transactions on Signal Processing, vol 50, no 2, pp. 174-188, February 2002.
[12] C. Hue, J. P. Le Cadre and P. Pérez, "Sequential monte carlo methods for multiple target tracking and data fusion", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 2, pp. 309-325, February 2002.
[13] J. H. Kotecha and P. M. Djuric, "Gaussian particle filtering", IEEE Transactions on Signal Processing, vol 51, no 10, pp. 2592- 2601, October 2003.
[14] B. Azimi Sadjadi and P. S . Krishmaprasad, "Approximate nonlinear filtering and its application in navigation", Ph.D. Dissertation, Department of Electrical Engineering, Maryland University, College Park, 2001.
[۱۵] علی اسدیان، بهزاد مشیری و علی خاکی صدیق، "بهینه‌سازی غیرخطی با کمک فیلترهای ذره‌ای در سیستم تلفیقیGPS/INS در شرایط بحرانی"، سیزدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، مجموعه مقالات کنترل و مهندسی پزشکی، ص. ۹۳ الی ۹۹، ۲۰ الی ۲۲ اردیبهشت، زنجان، ایران.
[۱۶] علی اسدیان، "ارزیابی روش‌های کلاسیک و هوشمند ترکیب اطلاعات در سیستم تلفیقی GPS/INS"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق-کنترل، دانشکده برق و کامپیوتر دانشگاه تهران، ۱۳۸۴.
[17] http://www.gpsoftnav.com