

ردیابی اهداف هوایی مانوردار با استفاده از فیلتر ذره‌ای تکاملی

الهام مشرقیان^۱، محمدرضا عاروان^۲، سعید نصراللهی^۳، محمدعلی علیرضاپوری^۴

^۱ کارشناسی ارشد برق، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

^۲ دانشیار دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، arvan@mut.ac.ir

^۳ دانش‌آموخته دکتری، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

^۴ دانش‌آموخته دکتری، دانشگاه صنعتی مالک اشتر

چکیده

ردیابی اهداف هوایی با مانور بالا کاربردهای زیادی در زمینه‌های دفاعی و غیردفاعی دارد. ردیابی هدف مستلزم تخمین توام موقعیت، سرعت و شتاب آن می‌باشد. در روش‌های مرسوم ردیابی اهداف هوایی فاصله تا هدف و زاویه سمت هدف که تابعی غیرخطی از حالت‌های سیستم می‌باشند، اندازه‌گیری می‌شوند. از آنجا که این اندازه‌گیری‌ها آغشته به نویز می‌باشند، جهت تخمین سرعت و شتاب هدف استفاده از روش‌های تخمین و فیلتر کردن امری ضروری است. فیلتر کالمن تعمیم‌یافته برای مواجهه با سیستم‌های غیرخطی و نویزهای گوسی عملکرد مناسبی دارد. ولی در پیاده‌سازی عملی با نویزهای غیرگوسی مانند نویز گلینت مواجه هستیم که در چنین مسائلی فیلترهای ذره‌ای عملکرد مناسب‌تری از خود نشان می‌دهند. از طرفی به علت بار محاسباتی بالای فیلترهای ذره‌ای، قابلیت پیاده‌سازی و بکارگیری آن‌ها به صورت بهنگام وجود ندارد. در این مقاله برای کاهش بار محاسباتی و بهبود عملکرد زمان حقیقی فیلتر ذره‌ای در حل مسئله ردیابی اهداف هوایی، از الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی اجتماع ذرات در مرحله‌ی نمونه‌برداری استفاده شده است. روش پیشنهادی در سناریویی شامل تمام حالت‌های ممکن حرکت هدف با مانور بالا شبیه‌سازی و ارزیابی شده است. همچنین عملکرد فیلتر ذره‌ای تکاملی با فیلتر کالمن تعمیم‌یافته و تعدادی از فیلترهای ذره‌ای مقایسه شده است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی حاکی از این است که فیلتر ذره‌ای تکاملی در عین دقت بسیار بالاتر نسبت به فیلترهای مقایسه شده، قابلیت بهنگام بودن در ردیابی اهداف هوایی مانوردار را دارد.

کلیدواژه

مدل شتاب سینگر، ردیابی هدف، الگوریتم تکاملی، فیلتر ذره‌ای، فیلتر ذره‌ای تکاملی.

مقدمه

نویز گوسی است. بنابراین یکی از فرضیات مهم در این فیلتر، فرض ساده‌کننده خطی بودن سیستم و اندازه‌گیری‌ها است.

پرکاربردترین گزینه برای تخمین غیرخطی فیلتر کالمن تعمیم‌یافته^۱ یا EKF است. این فیلتر برخلاف هم‌تای خطی خود فیلتر کالمن در حالت کلی یک تخمینگر بهینه نیست. از سوی دیگر، فیلتر کالمن تعمیم‌یافته با صرف نظر نمودن از جملات مرتبه بالای بسط تیلور خطای محاسبات را به همراه دارد که این خطا در سیستم‌های غیرخطی سریع قابل صرف‌نظر نیست.

گزینه دیگری که به صورت جدی برای تخمین غیرخطی مطرح می‌شود، فیلتر کالمن بی‌رد^۲ یا UKF است. اگر غیرخطی‌های سیستم شدید باشند اغلب تخمین‌های غیرقابل اعتمادی از EKF به دست می‌آید. بنابراین بهبود EKF به گسترش UKF انجامیده است. با وجود اینکه این فیلتر می‌تواند در برخورد با سیستم‌های دارای غیرخطی شدید بکار گرفته شود، اما در این فیلتر نویزها و توزیع پسین، گوسی در نظر گرفته می‌شوند و این فیلترها در

ردیابی هدف با استفاده از ردیاب‌ها در حوزه‌های بسیاری کاربرد دارد که از آن جمله می‌توان به سیستم‌های نظارت هوایی، رادارهای ردیابی و سامانه‌های ردیابی الکتروپتیک اشاره کرد. روش کار به این صورت است که برخی از متغیرهای حالت هدف یا جسم پرنده به وسیله رادار یا سنسورهای نصب شده در سایت ردیابی اندازه‌گیری می‌شوند. الگوریتم ردیابی با استفاده از این اندازه‌گیری‌ها و مدل دینامیکی هدف، سعی در تخمین موقعیت، سرعت و شتاب هدف با کمترین خطا را دارد. اندازه‌گیری‌ها تابعی غیرخطی از حالت‌های سیستم بوده و نویز این اندازه‌گیری‌ها در بسیاری از شرایط دارای تابع توزیع غیرگوسی است. فیلتر کالمن به عنوان یک ابزار اساسی برای تحلیل و حل کلاس وسیعی از مسائل تخمین در سال ۱۹۶۰ توسط کالمن، پایه گذاری شد [۱]. این فیلتر یک تخمینگر بهینه برای سیستم‌های خطی در حضور

^۱ Unscented Kalman Filter

^۲ Extended Kalman Filter

تحقیقات بسیاری در جهت بهبود عملکرد فیلتر ذره‌ای انجام گرفته است. در [۹] فیلتر ذره‌ای کالمن تعمیم‌یافته و در [۱۰] فیلتر ذره‌ای بی‌رد پیشنهاد شده است که در این فیلترها برای تعیین توزیع با اهمیت از EKF و UKF استفاده می‌شود. این روش‌ها می‌توانند برای تضعیف پدیده‌ی تباهدگی مؤثر باشند، محاسبات فیلتر را افزایش داده و البته نمی‌توانند تنوع ذرات را بهبود دهند. برای حل این مشکل روش‌های نمونه‌برداری با اهمیت^{۱۴} و نمونه‌برداری مجدد که می‌تواند به تدریج ذرات با وزن کم را حذف کنند، معرفی شدند. اما این روش‌ها بعد از تکرار محدودی نمونه‌برداری مجدد، منجر به فقر نمونه خواهند شد و به بیان دیگر تعداد نمونه‌ها برای توصیف تابع چگالی احتمال پسین ناکافی خواهد بود.

طی سال‌های اخیر، الگوریتم‌های تکاملی^{۱۷} برای بهبود عملکرد فیلتر ذره‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند. روش فیلتر ذره‌ای تکاملی می‌تواند ذرات را به ناحیه‌ای با درست‌نمایی بالا حرکت دهد و همچنین تنوع ذرات را بهبود بخشد که این امر باعث افزایش دقت تخمین حالت‌ها می‌شود. استفاده از الگوریتم‌های تکاملی سبب حل مشکل فقر ذرات و در نتیجه استفاده از تعداد ذرات کمتری خواهد شد. با کاهش تعداد ذرات، انتظار می‌رود سرعت اجرا بهبود و زمان اجرا کاهش یابد. اولین کاربرد الگوریتم‌های تکاملی در فیلتر ذره‌ای مربوط به هیگوچی^{۱۸} در سال ۱۹۹۷ است. او با وارد کردن عملگرهای الگوریتم ژنتیک در فیلتر ذره‌ای، فیلتر ذره‌ای تکاملی را معرفی کرد [۱۱]. در ادامه محققان زیادی از الگوریتم‌های تکاملی برای حل مشکلات فیلتر ذره‌ای استفاده کردند و نمونه‌های مختلفی از فیلترهای ذره‌ای تکاملی را معرفی کردند. نتایج به دست آمده از این فیلترها، حاکی از عملکرد بهتر الگوریتم‌های پیشنهادی نسبت به فیلتر ذره‌ای دارد. هاونگی و همکارانش در [۱۲] از الگوریتم PSO برای بهبود تابع توزیع پیشنهادی فیلتر ذره‌ای در کاربرد موقعیت‌یابی یک ربات متحرک استفاده کردند. زیو^{۱۹} و همکارانش در [۱۳] برای حل مشکلات فیلتر ذره‌ای، استفاده از الگوریتم ژنتیک شبه موازی^{۲۰} یا PPGA را پیشنهاد دادند و عملکرد PPGA-PPF با EKF، PF و EKPF در زمینه موقعیت‌یابی به کمک GPS مورد مقایسه قرار دادند. در سال ۲۰۱۴، کلامی و همکارانش [۱۴] یک فیلتر ذره‌ای هوشمند به نام تخمین گر کلونی مورچگان^{۲۱} ارائه

برخورد با توزیع‌های غیرگوسی و چندگانه نتایج ضعیفی دارند. در نتیجه تخمین گوسی این فیلترها برای کاربردهای حقیقی کارایی ندارد. بنابراین، در مسائل واقعی تخمین غیرگوسی و غیرخطی جایی که تخمین‌های گوسی استاندارد ناتوان هستند، می‌توان فیلتر ذره‌ای^۳ را بکار برد.

پژوهش‌های زیادی در مسئله ردیابی هدف انجام شده است. مشخصات سینماتیکی یک جسم پرنده با مانور بالا، یعنی موقعیت، سرعت و شتاب آن در فضا با استفاده از هموارساز کالمن بی‌رد^۴ در [۲] استخراج شده است. در [۳] نشان داده شده است که UKF برای ردیابی هدف عملکرد بهتری نسبت به EKF دارد. ردیابی چند هدفه با استفاده از فیلتر کالمن و شارش ایتیکی در [۴] برای رشته تصاویر ویدئویی به کار گرفته شده است که نتایج حاکی از دقت بهتر و بار محاسباتی کمتر الگوریتم جریان نوری بهبودیافته است. در [۵] ردیابی اهداف بالستیک در حضور نویز گلینت^۵ با استفاده از فیلتر ذره‌ای صورت گرفته و نشان داده شده است که در مسئله ردیابی اهداف با افزایش تعداد ذرات، عملکرد PF نسبت به EKF بسیار بهتر است و از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد.

در مسئله مورد بررسی این مقاله، اندازه‌گیری‌ها شامل زاویه سمت و فاصله رادار از جسم پرنده است. این اندازه‌گیری‌ها نویزی بوده و تابعی غیرخطی از حالت‌ها هستند. بنابراین فیلتر ذره‌ای می‌تواند گزینه مناسبی برای تخمین حالت‌های جسم متحرک باشد. فیلتر ذره‌ای، مهم‌ترین روش غیرپارامتری برای تخمین سیستم‌های غیرخطی است که محققان زیادی بر روی آن کار کرده‌اند. فیلتر ذره‌ای، در اصل پیاده‌سازی مبتنی بر نمونه‌برداری^۶ است که در آن تابع چگالی احتمال پسین^۷ با مجموعه‌ای از ذرات وزن داده شده تخمین زده می‌شود [۶، ۷]. این فیلتر کاربرد وسیعی در تخمین سیستم‌های غیرخطی و غیرگوسی داشته و در حوزه‌های مختلفی مانند موقعیت‌یابی^۸، نقشه‌یابی^۹، ردیابی^{۱۰} و تشخیص عیب^{۱۱} کاربرد دارد. اگرچه از کاربرد فیلتر ذره‌ای در سیستم‌های غیرخطی و غیرگوسی، نتایج خوبی به دست آمده است اما این فیلتر دارای نقاط ضعفی است، که از آن جمله می‌توان به مسئله فقر نمونه^{۱۲}، تباهدگی^{۱۳} و از بین رفتن تنوع میان ذرات در مرحله نمونه‌برداری مجدد^{۱۴}، مسئله انتخاب تابع چگالی احتمالی پیشنهادی^{۱۵}، وابستگی به تعداد ذرات و پیچیدگی محاسباتی بالا اشاره کرد [۸].

^{۱۳} Degeneracy
^{۱۴} Resampling
^{۱۵} Proposal Probability Density Function
^{۱۶} Importance Sampling
^{۱۷} Evolutionary Algorithms
^{۱۸} Tomoyuki Higuchi
^{۱۹} Li Ziyu
^{۲۰} Pseudo Parallel Genetic Algorithm
^{۲۱} Ant Colony Estimator

^۳ Particle Filter
^۴ Unscented Kalman Smoother
^۵ glint
^۶ Sample Based
^۷ Posterior Probability Density Function
^۸ Localization
^۹ Mapping
^{۱۰} Tracking
^{۱۱} Fault Diagnosis
^{۱۲} Sample Impoverishment

نتایج حاصل از شبیه‌سازی الگوریتم PFPSO و مقایسه آن با فیلترهای EKF، GPF^{۲۷}، MPF^{۲۸} و RPF^{۲۹} ارائه می‌شود. در بخش پایانی، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری مقاله بیان خواهد شد.

الگوریتم فیلتر ذره‌ای

شکل کلی یک سیستم دینامیکی غیرخطی گسسته زمان با معادلات زیر قابل توصیف است:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (2)$$

که در آن $\mathbf{x}_k \in R^{n_x}$ و $\mathbf{y}_k \in R^{n_y}$ به ترتیب نشان‌دهنده حالت سیستم و مقادیر اندازه‌گیری شده از سیستم در زمان گسسته k هستند. همچنین $\mathbf{w}_k \in R^{n_w}$ و $\mathbf{v}_k \in R^{n_v}$ به ترتیب نشان‌دهنده مقدار نویز فرآیند و نویز اندازه‌گیری در زمان گسسته k است. در حل مسئله فیلترینگ، فرض بر این است که توابع انتقال حالت \mathbf{f}_k و اندازه‌گیری \mathbf{h}_k ، در حالت کلی متغیر با زمان و در هر لحظه از زمان کاملاً شناخته شده‌اند و مشخصات آماری نویز فرآیند \mathbf{w}_k و نویز اندازه‌گیری \mathbf{v}_k ، معلوم و مشخص است و همچنین فرض می‌شود حالت اولیه سیستم دینامیکی یک متغیر تصادفی با تابع چگالی احتمال معلوم $p(\mathbf{x}_0)$ است. هدف از حل مسئله فیلترینگ، تعیین مقدار \mathbf{x}_k ، با در نظر گرفتن اطلاعات مربوط به مشاهدات انجام گرفته تا زمان k است. حل مسئله فیلترینگ غیرخطی با استفاده از تئوری بیز به مسئله پیدا کردن تابع چگالی احتمال شرطی به صورت $p(\mathbf{x}_k | Y_k)$ تبدیل می‌شود، که معمولاً با نام تابع چگالی احتمال پسین شناخته می‌شود و مجموعه مشاهدات انجام گرفته تا زمان k به صورت $Y_k \equiv \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \mathbf{y}_3, \dots, \mathbf{y}_k\}$ تعریف می‌شود. می‌توان با استفاده از روش‌های ریاضی و طی دو مرحله، تابع چگالی احتمال $p(\mathbf{x}_k | Y_k)$ را بر حسب $p(\mathbf{x}_{k-1} | Y_{k-1})$ و سایر مشخصات سیستم مورد بررسی به دست آورد. این دو مرحله عبارتند از: پیش‌بینی^{۳۰} و به‌روزرسانی^{۳۱}.

با توجه به معادله (۱) که توصیف‌کننده دینامیک سیستم است و با استفاده از معادله چاپمن-کولموگوروف^{۳۲} می‌توان تابع چگالی احتمال پیش‌بینی را به صورت زیر محاسبه نمود:

$$p(\mathbf{x}_k | Y_{k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | Y_{k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (3)$$

که در آن $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ تابع چگالی احتمال انتقال حالت است که با توجه به معادله دینامیک سیستم قابل محاسبه می‌باشد. تابع

فیلتر پیشنهادی حاصل ترکیب فیلتر ذره‌ای با الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچگان پیوسته یا ACO_R است. الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های PF، فیلتر نمونه‌برداری اعتباری^{۲۲} یا SIR، فیلتر ذره‌ای کمکی^{۲۳} یا APF و فیلتر ذره‌ای منظم^{۲۴} برای دو مسئله تخمین مقایسه شده است. نتایج حاکی از عملکرد مناسب‌تر فیلتر پیشنهادی نسبت به فیلترهای دیگر برای است. حسینی و جمالی [۱۵] حل مشکل فقر نمونه و بهبود عملکرد فیلتر ذره‌ای از روش‌های نمونه‌برداری الهام گرفته از تکنیک‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم‌های جستجوی الگو، PSO، تکامل دیفرانسیلی^{۲۵} و Nelder-Mead در فیلتر ذره‌ای استفاده کرده‌اند. فیلتر ذره‌ای بهینه شده برای مسئله تراپلر کامیون بکار گرفته شده و نتایج حاصل از شبیه‌سازی حاکی از عملکرد بهتر این فیلتر نسبت به فیلتر ذره‌ای استاندارد می‌باشد. هاونگی در [۱۶] افزایش سازگاری فیلتر ذره‌ای با بهبود نمونه‌برداری و نمونه‌برداری مجدد را مورد بررسی قرار داده است. برای بهینه‌سازی نمونه‌برداری، الگوریتم PSO به گام نمونه‌برداری با اهمیت وارد شده است و همچنین نمونه‌برداری مجدد انجام شده تنها روی بخشی از نمونه‌ها انجام شده که هزینه محاسبات را کاهش می‌دهد. در [۱۷] و [۱۸] از الگوریتم فیلتر ذره‌ای تکاملی در ردیابی شیء ویدئویی استفاده شده است و نتایج آن با دیگر الگوریتم‌های بهینه‌سازی فیلتر ذره‌ای مقایسه شده است. در [۱۹] برای تخمین پارامتر و حالت از تلفیق فیلتر ذره‌ای حاشیه‌ای^{۲۶} و PSO استفاده کرده است.

در این مقاله، مسئله زمان حقیقی بودن ردیابی اهداف هوایی مانوردار در عین بهبود دقت آن با استفاده از فیلتر ذره‌ای تکاملی مورد مطالعه و ارزیابی قرار گرفته است. برای کاهش بار محاسباتی و بهبود عملکرد زمان حقیقی فیلتر ذره‌ای در حل مسئله ردیابی، از الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی اجتماع ذرات در مرحله‌ی نمونه‌برداری فیلتر استفاده شده است. برای بررسی عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مسئله ردیابی، مسیری S شکل طراحی شده است که تمام حالت‌های ممکن حرکت یک جسم با مانور بالا را شامل می‌شود.

در ادامه و در بخش دوم، الگوریتم فیلتر ذره‌ای به صورتی که در این مقاله استفاده شده است، تشریح می‌شود و پس از آن در بخش سوم، الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات معرفی خواهد شد. در بخش چهارم نحوه‌ی ترکیب دو الگوریتم فیلتر ذره‌ای و PSO بیان می‌گردد و الگوریتم PFPSO معرفی می‌شود. بخش پنجم به مسئله مدل‌سازی مسئله ردیابی غیرخطی هدف می‌پردازد. در بخش ششم

۲۸ Particle Filter with Multinomial Resampling
۲۹ Particle Filter with Residual Resampling
۳۰ Prediction
۳۱ Update
۳۲ Chapman-Kolmogorov

۲۲ Sampling Importance Resampling
۲۳ Auxiliary Particle Filter
۲۴ Regularized Particle Filter
۲۵ Differential Evolution
۲۶ Marginal Particle Filter
۲۷ Particle Filter with Systematic Resampling (Generic PF)

$$q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_k) = q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \quad (6)$$

مرحله دوم. به روزرسانی وزن‌ها: وزن بااهمیت ذرات با استفاده از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, Y_k)}{q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, Y_k)} \quad (7)$$

به دلیل خواص مارکوف سیستم دینامیکی می‌توان قانون به روزرسانی وزن ذرات را به صورت رابطه‌ی زیر بازنویسی کرد:

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_k)} w_{k-1}^{(i)} \quad (8)$$

مرحله سوم. باز نمونه‌برداری: این مرحله برای جلوگیری از مشکل انحطاط در فیلتر ذره‌ای انجام می‌شود. در باز نمونه‌برداری، ذرات با وزن و تأثیرگذاری کمتر حذف می‌شوند و ذرات با وزن بیشتر تکثیر می‌شوند. این روند مشابه با الگویی است که در الگوریتم‌های تکاملی پیاده‌سازی شده است. یکی از معیارهایی که برای سنجش میزان انحطاط در روند اجرای الگوریتم‌های دنباله‌ای مونت‌کارلو تعریف شده است و مورد استفاده قرار می‌گیرد، معیار تعداد ذرات مؤثر است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$N_k^{\text{eff}} \cong \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^{(i)})^2} \quad (9)$$

از عمل باز نمونه‌برداری برای رفع انحطاط استفاده می‌شود. اما استفاده از عمل باز نمونه‌برداری خود باعث به وجود آمدن مشکلاتی از جمله فقر نمونه، که فقدان تنوع میان ذرات در فضای حالت است، می‌شود. در صورتی که تنوع میان ذرات کم باشد یک تغییر ناگهانی در فضای حالت می‌تواند باعث تخمین‌هایی با دقت بسیار کم شود.

الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات

بهینه‌سازی اجتماع ذرات یک تکنیک بهینه‌سازی است که بر پایه جمعیتی از پاسخ‌های اولیه عمل می‌کند. در این الگوریتم، تعدادی از موجودات وجود دارند که به آن‌ها ذره گفته می‌شود. هر ذره مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته است، محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از ترکیب اطلاعات محل فعلی آن و بهترین محلی که در گذشته در آن قرار داشته است و همچنین اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود در جمع، جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. هر ذره در الگوریتم از سه بردار d بُعدی تشکیل شده است که d بعد فضای جستجو می‌باشد. برای ذره i ام این سه بردار عبارتند از: $\mathbf{x}^{(i)}$ موقعیت فعلی ذره،

توزیع $p(\mathbf{x}_{k-1} | Y_{k-1})$ نیز که فرض بر معلوم بودن آن است، به نام تابع چگالی احتمال پیشین^{۳۳} شناخته می‌شود. تعیین تابع توزیع پیش‌بینی $p(\mathbf{x}_k | Y_{k-1})$ با توجه به تابع توزیع پیشین $p(\mathbf{x}_{k-1} | Y_{k-1})$ به نام مرحله‌ی پیش‌بینی شناخته می‌شود. مرحله‌ی به روزرسانی و رابطه‌ی میان تابع توزیع $p(\mathbf{x}_k | Y_k)$ و $p(\mathbf{x}_k | Y_{k-1})$ ، با توجه به قانون بیز به صورت زیر قابل بیان است:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | Y_k) &= p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_k, Y_{k-1}) \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k, Y_{k-1}) p(\mathbf{x}_k | Y_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k | Y_{k-1})} \\ &= \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | Y_{k-1})}{p(\mathbf{y}_k | Y_{k-1})} \end{aligned} \quad (4)$$

که در آن $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k)$ با توجه به معادله اندازه‌گیری سیستم که با رابطه (۲) بیان شده است تعیین می‌شود. قاعده بازگشتی تعریف شده با روابط (۳) و (۴) صرفاً یک راه حل مفهومی است و در عمل نمی‌توان توابع چگالی احتمال مطرح شده در این روابط را به صورت تحلیلی محاسبه نمود. فیلتر ذره‌ای از روش‌های تقریب آماری است که از شیوه‌های دنباله‌ای مونت‌کارلو^{۳۴} به شمار می‌رود و مبتنی بر شبیه‌سازی است [۷]. شیوه‌های دنباله‌ای مونت‌کارلو از تکنیک‌های شبیه‌سازی مونت‌کارلو، برای حل مسائل تخمین حالت و پیش‌بینی به صورت بر خط^{۳۵} استفاده می‌کنند. در این روش‌ها، پاسخ مسئله فیلترینگ به وسیله مجموعه‌ای از نمونه‌های وزن‌دار تعیین می‌شود که به صورت بازگشتی و پی‌درپی ایجاد می‌شوند. بنابراین تابع چگالی احتمال پسین به صورت زیر تخمین زده خواهد شد:

$$p(\mathbf{x}_k | Y_k) \approx \hat{p}(\mathbf{x}_k | Y_k) = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (5)$$

که N تعداد ذرات، $\delta(\cdot)$ تابع دلتای دیراک، $\mathbf{x}_k^{(i)}$ و $w_k^{(i)}$ موقعیت و وزن (یا اهمیت) i امین ذره می‌باشند. طبق رابطه‌ی (۵) و با توجه به اینکه $\hat{p}(\mathbf{x}_k | Y_k)$ تابع چگالی احتمال است لازم است باید

$$\sum_{i=1}^N w(x^{(i)}) = 1$$

برقرار باشد. مراحل فیلتر ذره‌ای عمومی بصورت زیر است:

مرحله اول. نمونه‌برداری^{۳۶}: موقعیت ذرات از تابع چگالی پیشنهادی $q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_k)$ نمونه‌برداری می‌شوند. انتخاب تابع چگالی احتمال پیشنهادی، یکی از مباحث بسیار مهم و تعیین‌کننده در طراحی و پیاده‌سازی فیلترهای ذره‌ای است. یکی از انتخاب‌های ممکن و مرسوم برای تابع چگالی احتمال پیشنهادی استفاده از تابع چگالی احتمال انتقال حالت است. به عبارت دیگر در این حالت داریم:

^{۳۵} Online Sampling

^{۳۳} Prior Probability Density Function
^{۳۴} Prior Probability Density Function

الگوریتم فیلتر ذره‌ای تکاملی

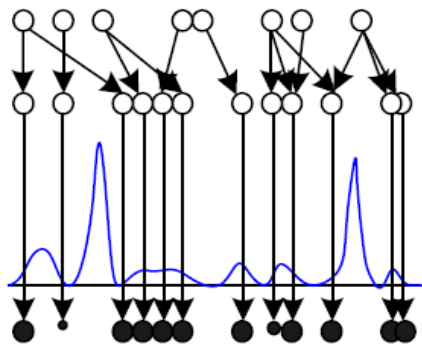
طبق مطالب ذکر شده در بخش‌های پیشین، اگر تعداد ذرات در ناحیه‌ای از فضای حالت که تابع درست‌نمایی^{۳۷} بیشینه می‌شود، کم باشد فقر نمونه اتفاق می‌افتد. این مسئله در دو حالت اتفاق می‌افتد که در شکل (۲) و (۳) نشان داده شده است.

بنابراین اگر بتوان بعد از مرحله‌ی پیش‌بینی و قبل از مرحله‌ی بازنمونه‌برداری، ذرات را به ناحیه‌ای از فضای حالت حرکت دهیم که اولاً تابع درست‌نمایی در آن ناحیه بیشینه و دوماً ذرات از ناحیه‌ای که تابع چگالی پیشین در آن بیشینه است دور نشوند، می‌توان از بروز این مشکل جلوگیری کرد. برای این منظور یک تابع چند هدفه به صورت زیر در نظر می‌گیریم:

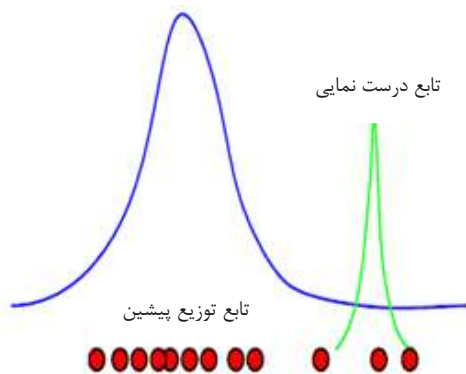
$$F = F_1 + F_2 \quad (10)$$

اولین هدف، شامل تابعی است که در ناحیه‌ای با تابع درست‌نمایی بالا بیشینه شود و به صورت رابطه (۱۱) تعریف می‌شود که در آن ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری، \hat{y}_k اندازه‌گیری پیش‌بینی شده و y_k اندازه‌گیری واقعی است.

$$F_1 = e^{-\frac{1}{2}(y_k - \hat{y}_k)^T R^{-1}(y_k - \hat{y}_k)} \quad (11)$$



شکل ۲. تابع درست‌نمایی خیلی باریک [۲۱].



شکل ۳. قرار گرفتن تابع درست‌نمایی در دم توزیع پیشین [۲۱].

$v^{(i)}$ سرعت حرکت ذره و $x^{(i),best}$ بهترین موقعیتی که ذره تا به حال تجربه کرده است. در هر مرحله که الگوریتم تکرار می‌شود، اگر این $x^{(i)}$ به عنوان یک جواب برای مسئله محاسبه می‌شود. اگر این موقعیت بهتر از جواب‌های پیشین باشد در $x^{(i),best}$ ذخیره می‌شود. $f^{(i)}$ مقدار تابع هدف در $x^{(i)}$ و $f^{(i),best}$ مقدار تابع هدف در $x^{(i),best}$ است. بهترین موقعیتی که به وسیله همه ذرات پیدا شده است به صورت $x^{g,best}$ نشان داده می‌شود که با مقایسه‌ی مقادیر $f^{(i),best}$ به ازای همه ذرات و از میان $x^{(i),best}$ ها انتخاب می‌شود. مقدار تابع هدف در $x^{g,best}$ به صورت $f^{g,best}$ نشان داده می‌شود. در شکل (۱) مراحل الگوریتم PSO که در بالا توضیح داده شد، آورده شده است. در روابط، w ضریب اینرسی، r_1 و r_2 اعدادی تصادفی در بازه‌ی $[0, 1]$ با توزیع یکنواخت هستند. c_1 ضریب یادگیری مربوط به تجارب شخصی هر ذره و c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارب کل جمع است. به منظور محدود کردن میزان حرکت هر ذره، مقدار مؤلفه‌های سرعت ذرات در بازه‌ی $[-v_{max}, v_{max}]$ در نظر گرفته می‌شود و مقادیر بزرگتر یا کوچکتر نیز به این بازه تصویر می‌شوند [۲۰].

- N ذره بساز.
- برای تمام ذرات، سرعت و موقعیتی تصادفی ایجاد کن.
- تا زمانی که شرایط خاتمه محقق نشده اند:
 - o یک واحد به k اضافه کن.
 - o مقدار تابع هدف را به ازای هر ذره محاسبه کن.
 - o به ازای i از یک تا N:
 - $x^{(i),best}[k]$ را محاسبه کن.
 - o مقدار بعدی i.
 - o $x^{g,best}[k]$ را محاسبه کن.
 - o به ازای i از یک تا N:
 - به ازای j از یک تا d:

$$v_j^{(i)}[k+1] = wv_j^{(i)}[k] + c_1r_1(x_j^{(i),best}[k] - x_j^{(i)}[k]) + c_2r_2(x_j^{g,best}[k] - x_j^{(i)}[k])$$

$$x_j^{(i)}[k+1] = x_j^{(i)}[k] + v_j^{(i)}[k+1]$$

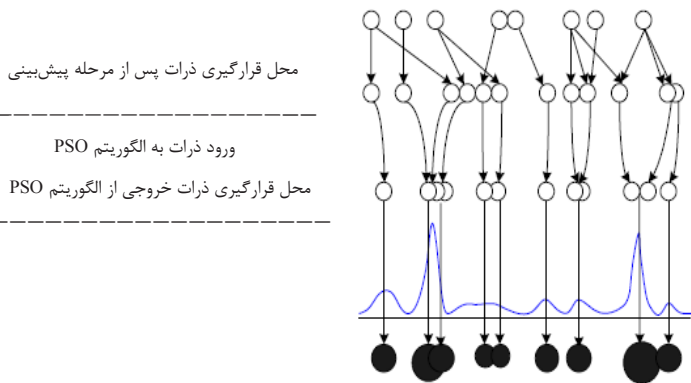
شکل ۱. شبه کد الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات [۲۰].

الگوریتم PSO ذرات را به سمت ذراتی که تابع برازندگی در آن‌ها بهینه است حرکت می‌دهد. با توجه به مجموعه ذرات جدید، فرایند نمونه‌برداری بر اساس توزیع پیشنهاد شده انجام خواهد شد. وزن هر ذره طبق رابطه زیر تعیین می‌شود [۱۲]:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(y_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (16)$$

$$= w_{k-1}^{(i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}|\mathbf{R}|} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k)^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k)}$$

روندنمای الگوریتم فیلتر ذره‌ای تکاملی در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل ۴. فرایند بهینه‌سازی الگوریتم PF با استفاده از الگوریتم PSO.

مدل‌سازی مسئله ردیابی در صفحه

به طور معمول توصیف فضای حالت برای مدل‌سازی مسئله ردیابی اهداف مورد استفاده قرار می‌گیرد. در حالت کلی برای مسئله ردیابی هدف، مدل زمان گسسته فضای حالت به صورت رابطه (۱۷) استفاده می‌شود:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (17)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k$$

که در آن \mathbf{x}_k ، \mathbf{z}_k و \mathbf{u}_k به ترتیب بردار حالت هدف، اندازه‌گیری‌ها و ورودی کنترلی هستند. ماتریس \mathbf{w}_k و \mathbf{v}_k به ترتیب نویز فرآیند و اندازه‌گیری و \mathbf{f}_k و \mathbf{h}_k توابعی غیرخطی از حالت‌ها هستند. بدون از دست دادن کلیت مسئله، مدل‌سازی مسئله ردیابی برای حرکت در صفحه ارائه می‌گردد. حرکت یک جسم نقطه‌ای در فضای دو بعدی معمولاً با بردارهای موقعیت، سرعت و شتاب جسم توصیف می‌شود. بنابراین بردار حالت در مدل سیستم متشکل از متغیرهای سینماتیکی چون موقعیت، سرعت و شتاب یا پارامترهای دورانی و جهت حرکت است که به خوبی حالت فیزیکی سیستم را توصیف می‌کنند. به طور کلی، دینامیک حرکت

در حالی که دومین هدف، تابعی است که بالاترین مقادیر آن در ناحیه‌ای از فضای حالت قرار دارد که تابع چگالی پیشین در آن بیشینه است و به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$F_2 = e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)} \quad (12)$$

که در آن \mathbf{Q} ماتریس کواریانس نویز فرایند، $\hat{\mathbf{x}}_k$ مقدار حالت پیش‌بینی شده و \mathbf{x}_k مقدار حالت واقعی است.

ایده اصلی این است که با در نظر گرفتن اندازه‌گیری جاری، بتوان ذرات را بدون دور شدن از ناحیه‌ای که تابع چگالی پیشین در آن بیشینه است، به ناحیه‌ای از فضای حالت با تابع درست‌نمایی بالا حرکت داد. یک روش ساده و مؤثر برای این هدف، استفاده از الگوریتم PSO است. در واقع قبل از مرحله‌ی نمونه‌برداری، با استفاده از الگوریتم PSO می‌توان همه ذرات را به ناحیه‌ای از فضا که تابع چند هدفه F را بیشینه کند حرکت داد. این موضوع در شکل (۴) نشان داده شده است. برای رسیدن به این هدف تابع برازندگی^{۳۸} به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$\text{Fitness}(k) = \frac{1}{2}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k)^T \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k) \quad (13)$$

$$+ \frac{1}{2}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{Q}^{-1}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)$$

ذرات باید طوری حرکت کنند که تابع برازندگی کمینه شود که این مسئله با میزان‌سازی موقعیت و سرعت الگوریتم PSO انجام می‌شود. تعدادی از پارامترهای الگوریتم PSO استاندارد باید قبل از استفاده مشخص شوند. در بسیاری از رویکردها از توزیع احتمال یکنواخت برای تولید اعداد تصادفی، جهت تعیین این پارامترها استفاده می‌شود. در این روش میزان‌سازی مناسب بین راه‌حل و فرار از کمینه محلی بسیار مشکل است. بنابراین بروز کردن سرعت بر اساس توزیع گوسی انجام می‌شود. در این حالت نیازی به تعیین ضرایب یادگیری c_1 و c_2 نیست. بعلاوه در PSO گوسی ضریب اینرسی w برابر با صفر است و دیگر تعیین v_{\max} نیاز نیست. بنابراین تنها پارامتری که باید توسط کاربر مشخص شود تعداد ذرات است. مقادیر اولیه فیلتر ذره‌ای به عنوان جمعیت اولیه الگوریتم PSO انتخاب می‌شوند.

سرعت اولیه الگوریتم PSO برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود. سرعت و موقعیت هر ذره در الگوریتم PSO گوسی با رابطه‌های زیر نشان داده می‌شوند:

$$\mathbf{v}_k^{(i)} = |\text{randn}|(P_{pbest} - \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \quad (14)$$

$$+ |\text{randn}|(P_{gbest} - \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$$

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{v}_k^{(i)} \quad (15)$$

^{۳۸} Fitness

هستند. در دسته دوم از مدل‌ها که بر اساس سینماتیک هدف هستند، فرضی مبنی بر مستقل بودن حرکت در سه راستا در نظر گرفته نمی‌شود.

این مدل‌ها که موسوم به مدل‌های چرخش هماهنگ^{۳۹} هستند، بیشتر برای مدل کردن حرکت هدف‌هایی مورد استفاده قرار می‌گیرند که دارای چندین چرخش در زمان پرواز هستند. استفاده از این مدل‌ها در مواردی منجر به استفاده از ساختارهایی با چندین مدل می‌شود [۲۲].

در این مقاله حرکت هدف، حرکتی شتاب‌دار در صفحه در نظر گرفته شده است. شتاب یا مانور به عنوان یک ورودی در مدل فضای حالت می‌تواند وارد شود یا این که به صورت فرایندی تصادفی مدل گردد. در اینجا از مدل شتاب سینگر که از دسته مدل‌های فرایند مارکوف می‌باشد، استفاده می‌گردد. در این مدل شتاب جسم به صورت یک فرآیند مارکوف درجه اول ایستا به صورت رابطه (۱۸) مدل می‌شود. بطوریکه $\omega(t)$ نویز سفید با میانگین صفر و چگالی طیف قدرت ثابت $2\alpha\sigma^2$ است.

$$\dot{a}(t) = -\alpha a(t) + \omega(t) \quad (18)$$

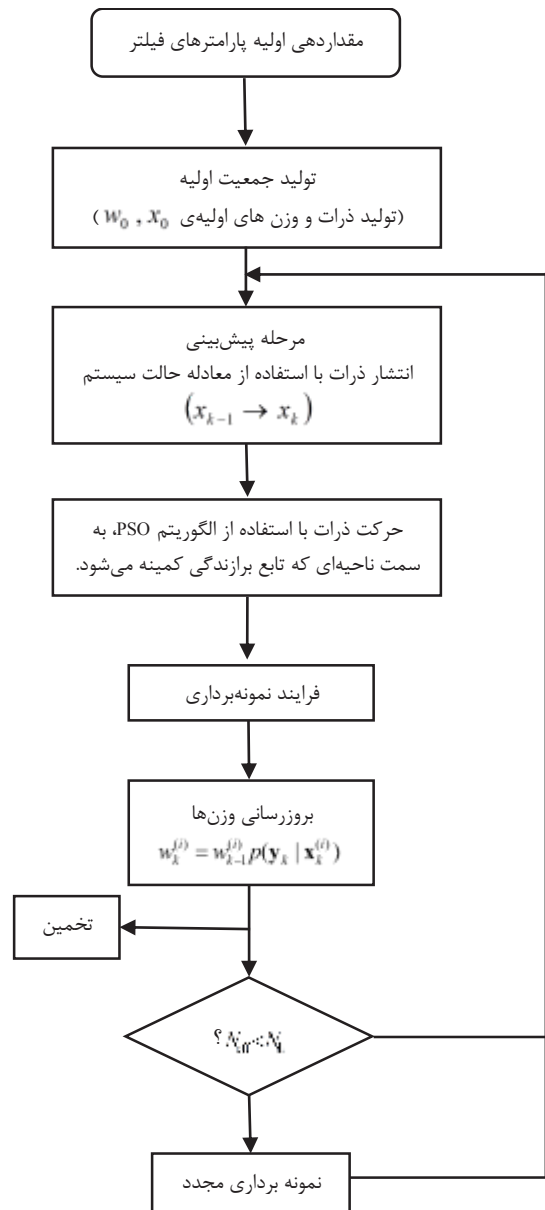
بنابراین مدل فضای حالت پیوسته در راستای محور x به صورت معادله (۱۹) است. برای اعمال الگوریتم تخمین گسسته زمان، مدل فضای حالت پیوسته با زمان نمونه برداری T_s گسسته می‌شود که در معادله (۲۰) بیان شده است. ماتریس کواریانس نویز فرایند $\omega_x(k)$ نیز طبق رابطه (۲۱) محاسبه می‌شود. پارامتر α بستگی به میزان زمانی دارد که مانور طول می‌کشد و معمولاً برابر با عکس این زمان در نظر گرفته می‌شود [۲۲].

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -\alpha_x \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \omega_x(t) \quad (19)$$

$$= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\omega_x(t)$$

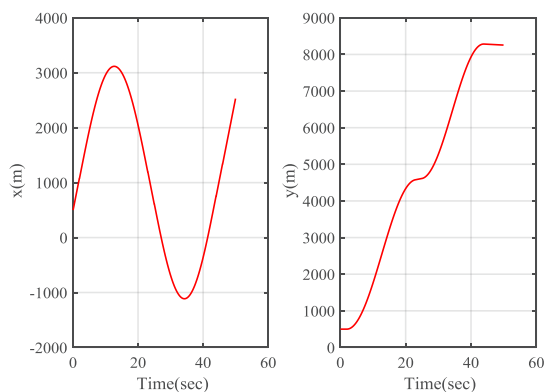
$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ \dot{\mathbf{x}}_k \\ \ddot{\mathbf{x}}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T_s & \frac{(\alpha_x T_s - 1 + e^{-\alpha_x T_s})}{\alpha_x^2} \\ 0 & 1 & \frac{(1 - e^{-\alpha_x T_s})}{\alpha_x} \\ 0 & 0 & e^{-\alpha_x T_s} \end{bmatrix} + \omega_x(k) \quad (20)$$

$$\mathbf{Q}_{\omega_x(k)} = \int_0^{T_s} e^{\mathbf{A}\tau} \mathbf{B} (2\alpha_x \sigma_x^2) \mathbf{B}^T e^{\mathbf{A}^T \tau} d\tau \quad (21)$$

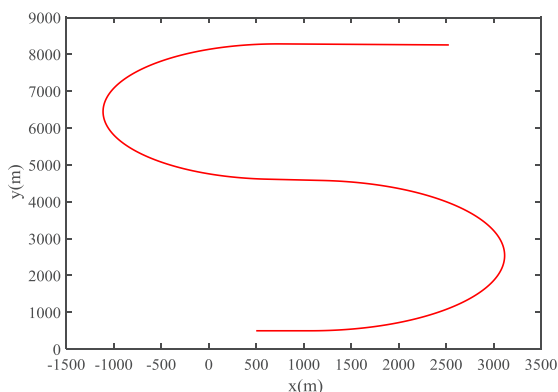


شکل ۵. روندنمای الگوریتم فیلتر ذره‌ای تکاملی.

هدف به دو صورت می‌تواند مدل شود، یک دسته مدل‌هایی که بر اساس فرایندهای تصادفی می‌باشند و یک دسته مدل‌هایی که بر اساس سینماتیک هدف استخراج می‌شوند. در دسته اول، فرض می‌شود که حرکت هدف در هر راستا، مستقل از راستاهای دیگر است. این دسته، خود به سه گروه مدل‌های نویز سفید، مدل‌های فرایند مارکوف و مدل‌های فرایند پرش شبه مارکوف تقسیم می‌شود. مدل‌های نویز سفید از همه ساده‌تر هستند. مدل‌های فرایند پرش شبه مارکوف دارای پتانسیل خوبی هستند اما استفاده از آن‌ها در عمل مشکل است. از میان این سه گروه، مدل‌های فرایند مارکوف از همه بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرند و نسبتاً ساده



شکل ۶. مسیر حرکت جسم پرنده در دو راستای x و y بر حسب زمان



شکل ۷. مسیر حرکت جسم پرنده در دو بعد (x,y)

ذرات وابسته است و هر چه تعداد ذرات بیشتر باشد دقت فیلتر بالاتر است. همچنین با افزایش تعداد ذرات در الگوریتم PFPSO خطای تخمین کمتر خواهد بود که با توجه به ارجح بودن عملکرد مناسب نسبت به بهنگام بودن فیلتر و بالعکس، تعداد ذره‌ی مناسب باید انتخاب شود. تعداد ذرات برای الگوریتم PF برابر با ۴۰۰۰ و برای الگوریتم PFPSO برابر با ۵۰۰ در نظر گرفته شده است. همچنین در الگوریتم اجتماع ذرات نیز دو عامل اساسی بر روی کارایی الگوریتم، نتیجه‌ی مستقیم دارد: ضرایب الگوریتم و اندازه جمعیت. بنابراین برای داشتن عملکردی خوب، باید پارامترها به درستی تنظیم شوند. همچنین طبق مطالب ذکر شده در بخش چهارم، در شبیه‌سازی‌ها از الگوریتم PSO گوسی استفاده شده است. شبیه‌سازی‌ها در حضور نویز غیرگوسی با تابع چگالی توزیع یکنواخت انجام شده و تعداد اجزای شبیه‌سازی مونت کارلو برابر با ۱۰۰ می‌باشد.

در تمام شبیه‌سازی‌ها زمان نمونه‌برداری، برابر با ۴۰ میلی‌ثانیه انتخاب شده است. برای مقایسه کارایی الگوریتم‌ها، تابع هزینه را به صورت متوسط ریشه دوم میانگین مربعات خطای تخمین در نظر می‌گیریم:

$$RMSE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (26)$$

اندازه‌گیری‌های رادار شامل فاصله تا هدف و زاویه سمت می‌باشند. مدل اندازه‌گیری برای رادار در صفحه به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$z_k = h(x_k) + v_k = \begin{bmatrix} r \\ \theta \end{bmatrix} + v_k \quad (22)$$

به طوری که:

$$r = \sqrt{x_t^2 + y_t^2} \quad (23)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_t}{x_t} \right) \quad (24)$$

ماتریس کواریانس نویز اندازه‌گیری نیز به صورت رابطه (۲۵) تعریف می‌گردد. در مدل‌سازی اندازه‌گیری فرض می‌شود که همبستگی بین نویزهای اندازه‌گیری وجود ندارد.

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

نتایج شبیه‌سازی

برای بررسی مسئله ردیابی، مسیری S شکل طراحی شده است که تمام حالت‌های ممکن حرکت یک جسم از سرعت ثابت تا شتاب متغیر با زمان را شامل می‌باشد [۲۳]. این سناریو شامل پنج فاز است که در ادامه توضیح داده شده است. زمان در نظر گرفته شده برای سناریو ۵۰ ثانیه می‌باشد. در فاز اول، به مدت دو ثانیه، هدف با سرعت ثابت ۳۰۰ متر بر ثانیه در راستای محور x حرکت می‌کند و در راستای محور y موقعیت ثابت است. در فاز دوم، به مدت ۲۱ ثانیه، هدف دارای حرکت چرخش ثابت با شتاب مانور ۴۵ متر بر مجذور ثانیه است. در فاز سوم، به مدت دو ثانیه، هدف با سرعت ۳۰۰ متر بر ثانیه در راستای x حرکت می‌کند. حرکت در این فاز همانند فاز اول است با این تفاوت که علامت بردار سرعت متفاوت است. در فاز چهارم، به مدت ۱۹ ثانیه، هدف دارای حرکت چرخش ثابت با شتاب مانور ۵۰- متر بر مجذور ثانیه است. در فاز پنجم، به مدت شش ثانیه، هدف با شتاب ثابت یک متر بر مجذور ثانیه در راستای محور x حرکت می‌کند و در راستای y، موقعیت ثابت است. برای درک بهتر سناریوی پروازی هدف، در شکل (۶) مسیر حرکت جسم پرنده در دو محور x و y بصورت مجزا بر حسب زمان و در شکل (۷) حرکت در دو بعد قابل مشاهده است. برای شبیه‌سازی مقادیر $\sigma_x = \sigma_y = 500m$ و $\sigma_r = 1m$, $\sigma_\theta = 0.1deg$ در نظر گرفته شده است. با توجه به مطالب ذکر شده در بخش‌های پیشین، دقت الگوریتم PF به تعداد

جدول ۱. مشخصات آماری RMSE موقعیت

نوع فیلتر	EKF	GPF	MPF	RPF	PFPSO
تعداد ذرات	=		4000		500
میانگین	4.75	4.75	4.76	4.72	0.54
کمینه	4.28	4.30	4.14	4.30	0.34
بیشینه	5.51	5.45	5.50	5.39	0.82
انحراف معیار	0.239	0.24	0.30	0.22	0.09

جدول ۲. مشخصات آماری RMSE سرعت

نوع فیلتر	EKF	GPF	MPF	RPF	PFPSO
تعداد ذرات	=		4000		500
میانگین	19.73	19.02	19.11	18.84	10.41
کمینه	18.06	17.05	17.16	16.47	8.04
بیشینه	21.83	22.90	21.78	21.00	13.90
انحراف معیار	0.740	1.08	1.14	1.04	1.04

جدول ۳. مشخصات آماری RMSE شتاب

نوع فیلتر	EKF	GPF	MPF	RPF	PFPSO
تعداد ذرات	=		4000		500
میانگین	50.87	47.65	48.30	47.09	40.43
کمینه	48.74	40.85	40.48	39.11	29.57
بیشینه	53.46	62.54	63.09	59.25	52.49
انحراف معیار	1.05	4.74	4.90	4.47	4.35

جدول ۴. میانگین زمان اجرای الگوریتم‌ها

نام الگوریتم	EKF	GPF	MPF	RPF	PFPSO
زمان (s)	0.15	99.05	100.74	93.65	39.35

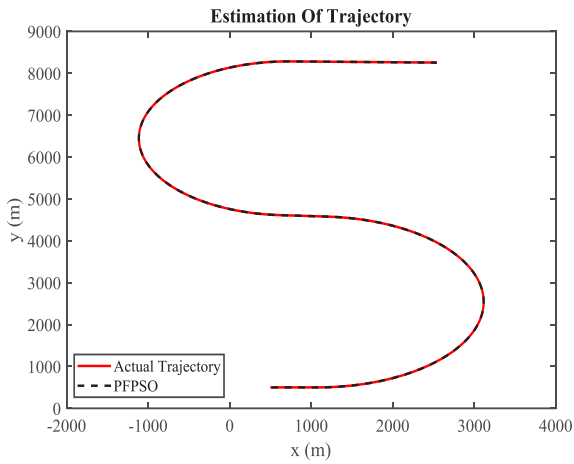
برای تجزیه و تحلیل فیلتر PFPSO خطای مربوط به تخمین موقعیت، سرعت و شتاب مورد بررسی قرار گرفته است. در شکل‌های (۱۱) الی (۱۷) خطای تخمین همراه با محدوده $\pm 3\sigma$ نشان داده شده است. قرار گرفتن خطای تخمین در محدوده $\pm 3\sigma$ نشان می‌دهد که فیلتر مورد نظر به درستی کار می‌کند و واگرایی در خطای تخمین مشاهده نمی‌شود که می‌توان نتیجه گرفت تخمین قابل قبولی از موقعیت، سرعت و شتاب در هر دو راستا به دست آمده است.

همچنین با توجه به نتایج مشاهده می‌شود که خطا در لحظه‌هایی از باند $\pm 3\sigma$ خارج شده است. خارج شدن لحظه‌ای خطا از باند $\pm 3\sigma$ دقیقاً در زمان‌هایی رخ داده است که مدل دینامیکی از یک فاز به فاز دیگر در حال تغییر است که این تغییر مدل در شکل (۶) نیز قابل مشاهده می‌باشد. بنابراین با وجود تغییرات سریع در مدل دینامیکی، الگوریتم PFPSO با تعداد ذرات کم نتایج رضایت‌بخشی را ارائه می‌دهد.

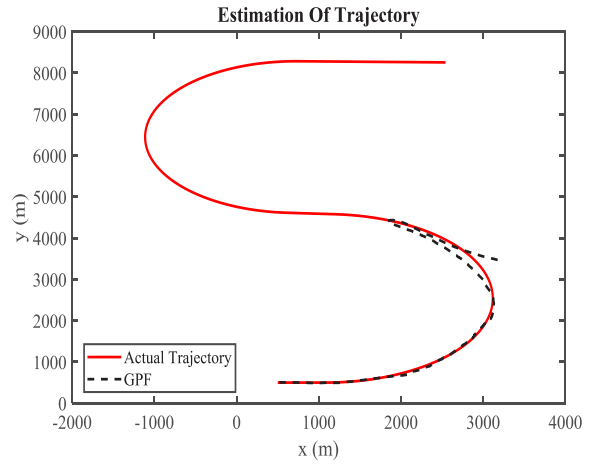
در رابطه فوق M تعداد اجراهای شبیه‌سازی مونت کارلو و N تعداد گام زمانی شبیه‌سازی مسیر طی شده است که از تقسیم زمان شبیه‌سازی بر زمان نمونه‌برداری به دست می‌آید. نتایج حاصل از شبیه‌سازی بصورت مشخصات آماری RMSE که شامل میانگین، کمینه، بیشینه و انحراف معیار آن می‌باشد، برای EKF، GPF، MPF، RPF و PFPSO در جداول (۱) تا (۳) نشان داده شده است. همچنین مدت زمان اجرای الگوریتم‌ها به ازای یک بار اجرای برنامه با دستور tic-toc در نرم‌افزار متلب و در سیستمی با مشخصات Cpu Corei7 و RAM 8GB محاسبه و در جدول (۴) ارائه شده است.

نتایج حاصل از شبیه‌سازی نشان می‌دهد که تخمین موقعیت و سرعت برای چهار فیلتر EKF، GPF، MPF، RPF نزدیک به هم است ولی در تخمین شتاب GPF، MPF و RPF عملکرد بهتری نسبت به EKF از خود نشان داده‌اند. در تخمین تمام حالت‌ها PFPSO نسبت سایر فیلترها خطای بسیار کمتری دارد. لازم به ذکر است که برای خانواده PF کمترین تعداد ذره‌ای که واگرایی در آن مشاهده نشد در نظر گرفته شده است. بررسی‌ها نشان می‌دهد برای ذرات کمتر از ۴۰۰۰، تعداد واگرایی فیلترهای ذره‌ای در ۱۰۰ بار اجرا، قابل توجه است. مثلاً برای $N=500$ ، ۹۰ درصد، برای $N=1000$ ، ۷۰ درصد و برای $N=3000$ ، ۴۰ درصد اجراها واگرا شدند که نمونه‌هایی از آن در شکل (۸) تا (۱۰) نشان داده شده است. دلیل این واگرایی علاوه بر موارد ذکر شده در بخش‌های پیشین، تغییر سریع مدل دینامیکی از یک فاز به فاز دیگر است که فیلترهای ذره‌ای با تعداد ذره کم قادر به ردیابی هدف نمی‌باشند. ولی از طرفی تعداد ذره زیاد هزینه محاسباتی را افزایش می‌دهد که در مسئله ردیابی اهداف مانوردار که زمان نمونه‌برداری باید کوچک باشد، فیلتر به‌نگام نخواهد بود.

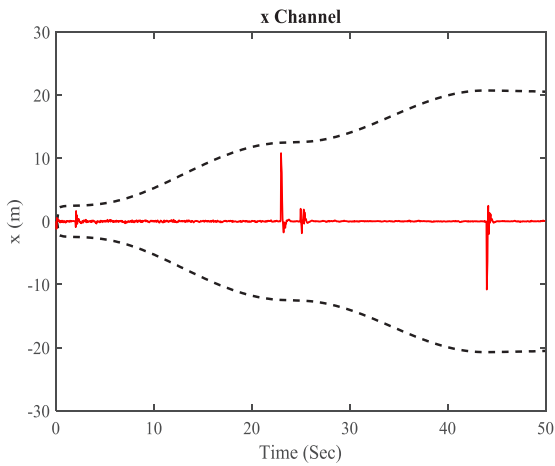
همان‌طور که در بخش‌های پیشین اشاره شد، با وارد شدن الگوریتم PSO به گام نمونه‌برداری بااهمیت، ذرات قبل از نمونه‌برداری به سمت ناحیه با احتمال بالای پسین حرکت می‌کنند و در نتیجه توزیع نمونه‌ها بهبود پیدا می‌کند و مجموع ذرات با سرعت بیشتری همگرا می‌شوند. همچنین تنوع میان ذرات و دقت فیلتر افزایش می‌یابد که نتایج حاصل از شبیه‌سازی تاییدکننده این امر می‌باشد. با توجه به جدول (۴) مشاهده می‌شود که کمترین زمان برای الگوریتم EKF است که این نتیجه قابل پیش‌بینی بود و همچنین زمان اجرای الگوریتم PFPSO کمتر از نصف خانواده PF می‌باشد. بنابراین با توجه به زمان اجرا، الگوریتم EKF و PFPSO قابلیت به‌نگام بودن را دارند. لازم به ذکر است که زمان کل شبیه‌سازی ۵۰ ثانیه در نظر گرفته شده و زمان اجرای الگوریتم PFPSO نیز به طور میانگین ۳۹ ثانیه محاسبه شده است و این نشان‌دهنده این است که این الگوریتم قابلیت به‌نگام بودن و پیاده‌سازی عملی را دارد.



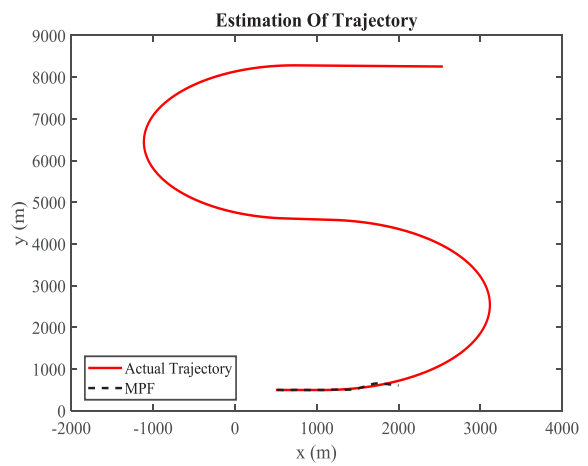
شکل ۱۱. تخمین مسیر با استفاده از الگوریتم PFPSO



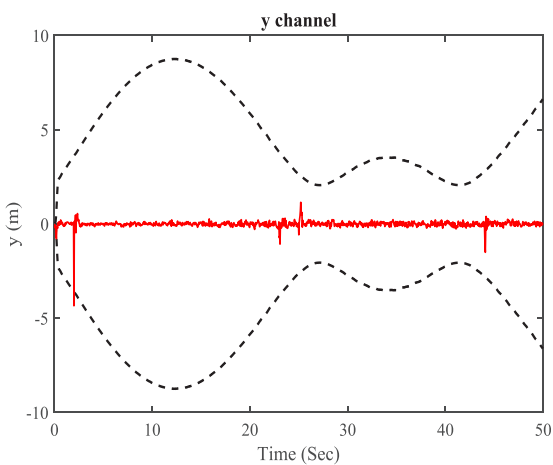
شکل ۸. واگرایی الگوریتم GPF به ازای N برابر با ۳۰۰۰



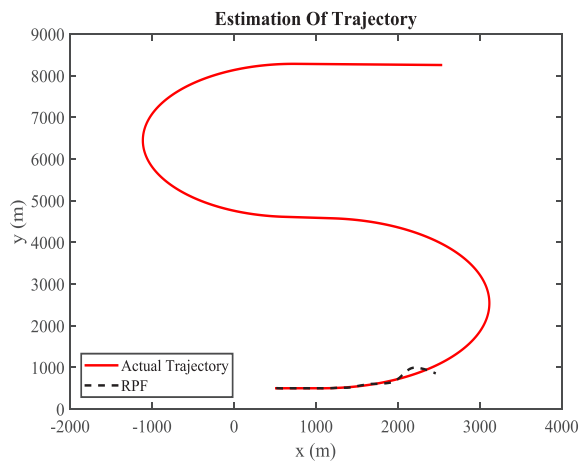
شکل ۱۲. خطای تخمین موقعیت هدف در راستای x به همراه محدوده $\pm 3\sigma$



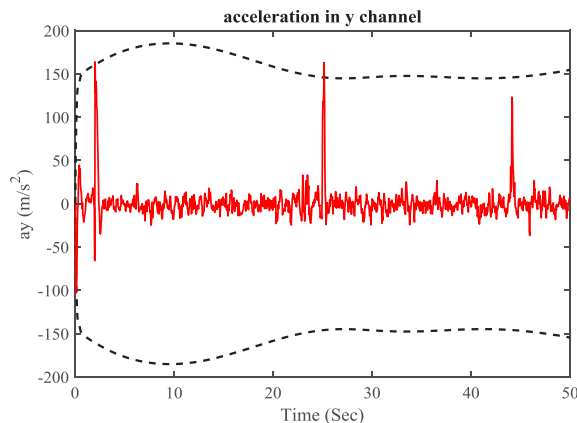
شکل ۹. واگرایی الگوریتم MPF به ازای N برابر با ۳۰۰۰



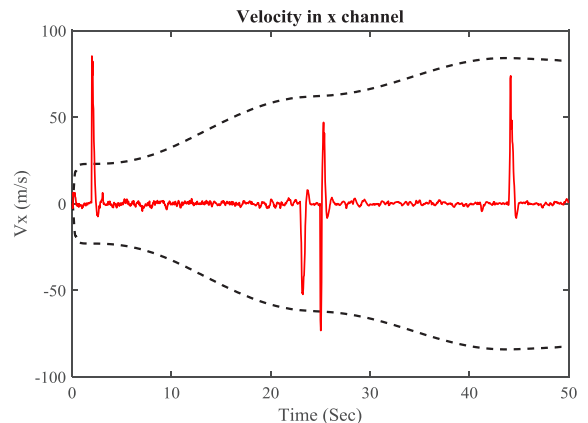
شکل ۱۳. خطای تخمین موقعیت هدف در راستای y به همراه محدوده $\pm 3\sigma$



شکل ۱۰. واگرایی الگوریتم RPF به ازای N برابر با ۳۰۰۰



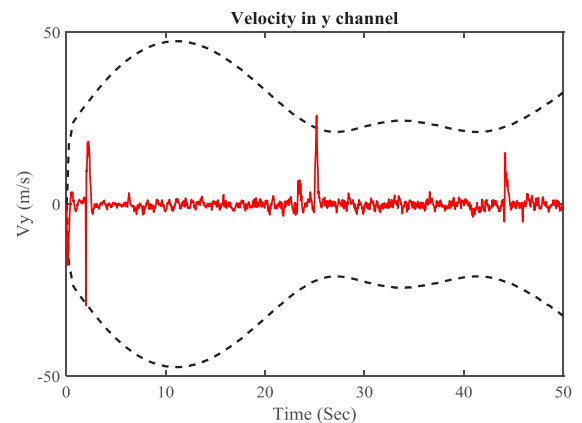
شکل ۱۷. خطای تخمین شتاب هدف در راستای y به همراه محدوده $\pm 3\sigma$



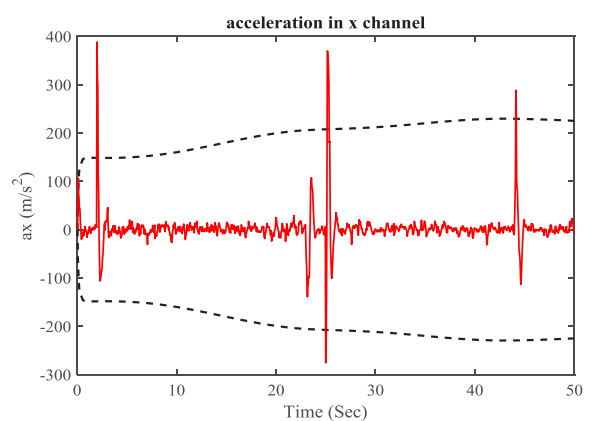
شکل ۱۴. خطای تخمین سرعت هدف در راستای x به همراه محدوده $\pm 3\sigma$

نتیجه گیری

در این تحقیق، مسئله ردیابی اهداف مانوردار با استفاده از فیلتر ذره‌ای تکاملی مورد مطالعه قرار گرفت. از آن جایی که در مدل فضای حالت مسئله ردیابی، اندازه‌گیری‌ها تابعی غیرخطی از حالت‌ها هستند و نویز اندازه‌گیری نیز غیرگوسی است از فیلتر ذره‌ای برای تخمین حالت‌های حرکت هدف استفاده می‌گردد. اما مشکل فیلتر ذره‌ای این است که دقت فیلتر به شدت وابسته به تعداد ذرات و همچنین مشخصه‌های نویز فرایند و اندازه‌گیری می‌باشد. بنابراین برای افزایش دقت تخمین و عملکرد بهتر فیلتر ذره‌ای باید تعداد ذرات آن افزایش یابد که این مسئله باعث افزایش بار محاسباتی و در واقع کند شدن فیلتر ذره‌ای می‌شود. اما در بسیاری از کاربردها، مسئله عملکرد بهنگام تخمین گر بسیار مهم است. از این رو ترکیب الگوریتم فیلتر ذره‌ای و الگوریتم PSO با عنوان PFPSO برای مسئله مورد نظر این مقاله مورد بررسی قرار گرفت تا علاوه بر ارائه تخمین مناسبی از حالت‌های هدف، عملکرد بهنگامی را دارا باشد. این فیلتر با کاهش وابستگی به تعداد ذرات، بار محاسباتی را به شدت کاهش می‌دهد. این در حالی است که فیلتر ذره‌ای با کاهش تعداد ذرات واگر می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی تأییدکننده عملکرد فیلتر ذره‌ای تکاملی است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که الگوریتم PFPSO با کاهش تعداد ذرات، عملکرد بهنگام فیلتر را تضمین نموده و علاوه بر این همگرایی فیلتر را نیز حفظ می‌نماید. این در حالی است که در شرایط مشابه، فیلتر ذره‌ای با تعداد ذرات مشابه واگر می‌گردد. علاوه بر این نتایج شبیه‌سازی نشان دهنده دقت خوب فیلتر ذره‌ای تکاملی در تخمین حالت‌های جسم پرنده است. از این رو در مجموع فیلتر ذره‌ای تکاملی نسبت به فیلترهای GPF، MPF و RPF، هم دقت تخمین حالت‌ها را حفظ نموده و هم زمان اجرای الگوریتم را به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد. با مقایسه PFPSO و EKF مشاهده می‌شود که اگر چه هر دو فیلتر قابلیت بهنگام بودن را دارند اما دقت PFPSO نسبت به



شکل ۱۵. خطای تخمین سرعت هدف در راستای y به همراه محدوده $\pm 3\sigma$



شکل ۱۶. خطای تخمین شتاب هدف در راستای x به همراه محدوده $\pm 3\sigma$

localization”, International Journal of Computer Science, 7, 15-22.

[13] L. Ziyu, L. Yan, S. Lei, C. Ying, 2013, “Particle Filter Based on Pseudo Parallel Genetic Algorithm”, International Conference on Computational and Information Sciences, IEEE, pp. 195-198.

[14] S.M.K. Heris, H. Khaloozadeh, 2014, “Ant Colony Estimator: An intelligent particle filter based on ACOR”, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 28, 78-85.

[15] S.S.S. Hosseini, M.M. Jamali, J. Astola & P.V. Gorsevski, 2016, “Target tracking via combination of particle filter and optimisation techniques”, International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 7(2), 212-229.

[16] رمضان هاونگی، افزایش سازگاری فیلتر ذره‌ای با استفاده از روش‌های کلاسیک و الگوریتم اجتماع ذرات، هوش محاسباتی در مهندسی برق، سال هفتم، شماره دوم، تابستان ۹۵.

[17] G. Xia & S.A. Ludwig, 2016, “Object-tracking based on particle filter using particle swarm optimization with density estimation”, In Evolutionary Computation (CEC), pp. 4151-4158.

[18] F. Xiao, 2016, “Research on PSOGA particle filter video object tracking algorithm based on local multi-zone”. In Control and Decision Conference (CCDC), pp. 3949-3954.

[19] R. Havangi, 2017, “Joint Parameter and State Estimation Based on Marginal Particle Filter and Particle Swarm Optimization”, Circuits, Systems, and Signal Processing, 1-18.

[20] حبیب مطیع قادر، شهریار لطفی و میرمهدی سیداسفهان، مروری بر برخی از روش‌های بهینه‌سازی هوشمند، انتشارات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شبستر، ۱۳۸۹.

[21] G. Tong, Z. Fang, X. Xu, 2006, “A particle swarm optimized particle filter for nonlinear system state estimation, Evolutionary Computation”, IEEE Congress on, pp. 438-442.

[22] X.R. Li, V.P. Jilkov, 2003, “Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models”, Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, 39, 1333-1364.

[23] مرتضی رضایی، محمدرضا عاروان و سجاد ازگلی، تعیین موقعیت هدف پرنده با استفاده از اندازه‌گیری‌های زاویه‌ای، اولین کنفرانس بین‌المللی کنترل و ابزار دقیق، دانشگاه تربیت مدرس، خرداد ۱۳۸۹.

EKF خیلی بهتر است. بنابراین با در نظر گرفتن معیار دقت بالا و بهنگام بودن عملکرد فیلتر، امکان پیاده‌سازی و استفاده از الگوریتم PFPSO در مسئله ردیابی اهداف هوایی مانوردار، وجود دارد.

مراجع

[1] J.S. Meditch, Stochastic Optimal Linear Estimation and Control, 1969.

[2] S. Rahnema and MR. Arvan, 2011, “Comparison of Extended and Unscented Kalman Smoother in Deriving Kinematic Characteristics of a High Maneuver Flying Target”, Proc. of the International Conference. on Modeling, Identification and Control, (ICMIC2011), Shanghai, China, 26-29.

[3] S. Jihong, L. Yanan, L. Siyuan, and S. Zhuo, 2015, “Nonlinear Radar Tracking Data Filtering with Unscented Kalman Filter”, The Proceedings of the Third International Conference on Communications, Signal Processing, and Systems, Lecture Notes in Electrical Engineering 322, DOI 10.1007/978-3-319-08991-1_15.

[4] Sh. Sanjivani, V. Kesari and M. Kamal, 2015, “Multiple Object Tracking using Kalman Filter and Optical Flow”, European Journal of Advances in Engineering and Technology, 2(2): 34-39.

[5] J. Kim, M. Tandale, P.K. Menon and E. Ohlmeyer, 2010, Particle filter for ballistic target tracking with glint noise, Journal of guidance, control, and dynamics, 33(6), pp.1918-1921.

[6] Dan Simon, Optimal state estimation: Kalman, H infinity, and nonlinear approaches, John Wiley & Sons, 2006.

[7] B. Ristic, S. Arulampalam, N. Gordon, Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications, Artech house Boston, 2004.

[8] رمضان هاونگی، محمد تشنه لب، محمدعلی نکویی و حمیدرضا تقی راد، بررسی مسئله‌ی تخمین از دیدگاه بهینه‌سازی مقید و طراحی تخمین‌گر تکاملی، مجله مکانیک هوافضا، جلد ۷، شماره ۱، ۱۳۹۰.

[9] A. Doucet, N. De Freitas, N. Gordon, 2001, “An introduction to sequential Monte Carlo methods”, Springer.

[10] R. Van Der Merwe, A. Doucet, N. De Freitas, E. Wan, 2000, “The unscented particle filter”, NIPS, pp. 584-590.

[11] T. Higuchi, 1997, “Monte Carlo filter using the genetic algorithm operators”, Journal of Statistical Computation and Simulation, 59, 1-23.

[12] R. Havangi, M.A. Nekoui, M. Teshnehl, 2010, “A multi swarm particle filter for mobile robot