



Investigation of target tracking methods based on particle filter

Najibullah Khaleghi, Dr. Hasan Qanei Yakhdan

Abstract

Target tracking requires simultaneous estimation of its position, speed and acceleration. There are different methods with different algorithms for target tracking; Particle filter is a new method to obtain posterior probability distribution function based on Bayesian theory. The particle filter algorithm is based on chain Monte Carlo methods, in which the particle representation of the probability density is used to estimate arbitrary distribution parameters.

Target tracking is the estimation of the posterior density function in each sweep for the target in the observed environment. Some things make this difficult, which include: the lack of full disclosure of the target, the existence of false targets, uncertainty in how to allocate data to the existing target, and non-linear equations and non-Gaussian noises - which makes it possible to use the Kalman filter and its families (extended and intangible Kalman) limits.- Recently, the efficiency of Monte Carlo methods and particle filters on top of them in solving the mentioned cases has been proven. Monte Carlo methods of multi-objective tracking have replaced classical methods; But they still have room for improvement. In the conventional methods of tracking aerial targets, the distance to the target and the angle to the target side, which are a nonlinear function of the system states, are measured; But they have noise, so it is necessary to use estimation and filtering methods. The generalized Kalman filter has a good performance for dealing with nonlinear systems and Gaussian noises; But in practical implementation, we face non-Gaussian noises (Glint) that particle filters have good performance.

Particle filter performance, despite many advantages, also has disadvantages; Because with the initial selection of a large number of particles, no particle may be placed near the correct state; This weakness is known as the problem of deterioration. Re-sampling is used to reduce degradation in a standard particle filter. Re-sampling, while being vital, causes another phenomenon called poverty of samples, where the diversity among particles is lost and in the worst case, all particles fall to a point in the state space. Researchers have proposed different versions of the particle filter (auxiliary, regularized, and traceless) to improve resampling.

Keywords: target tracking methods based on particle filter, algorithm, target model.



بررسی روش‌های ردیابی هدف براساس فیلتر ذره‌ای

نجیب‌الله خالقی^۱، دکتر حسن قانع‌ی یخدا^۲

چکیده

ردیابی هدف مستلزم تخمین توأم موقعیت، سرعت و شتاب آن است. روش‌های مختلفی با الگوریتم‌های متفاوت برای ردیابی هدف وجود دارند؛ فیلتر ذره‌ای روشی جدید برای به دست آوردن تابع توزیع احتمال پسین بر پایه تئوری بیزین است. الگوریتم فیلتر ذره بر مبنای روش‌های مونت کارلوی زنجیره‌ای است که در آن از نمایش ذره‌ای چگالی احتمال برای تخمین پارامترهای توزیع دلخواهی استفاده می‌شود.

ردگیری هدف، تخمین تابع چگالی پسین در هر جاروب برای هدف موجود در محیط تحت مشاهده است. برخی امور این امر را مشکل می‌کنند که عبارت‌اند از: عدم آشکارسازی کامل هدف، وجود اهداف کاذب، عدم اطمینان در نحوه تخصیص داده‌ها به هدف موجود و معادلات غیرخطی و نویزهای غیرگوسی - که امکان به کار گرفتن فیلتر کالمن و خانواده‌های آن (کالمن توسعه یافته و غیرملموس) را محدود می‌کند. - اخیراً کارایی شیوه‌های مونت کارلو و فیلترهای ذره‌ای در رأس آن‌ها در حل موارد ذکر شده، به اثبات رسیده است. شیوه‌های مونت کارلوی ردگیری چندهدفه جانشین شیوه‌های کلاسیک شده‌اند؛ اما هنوز جا برای پیشرفت دارند. در روش‌های مرسوم ردیابی اهداف هوایی، فاصله تا هدف و زاویه سمت هدف، که تابعی غیرخطی از حالت‌های سیستم هستند، اندازه‌گیری می‌شوند؛ اما نویز دارند که استفاده از روش‌های تخمین و فیلتر کردن، امری ضروری است. فیلتر کالمن تعمیم یافته عملکرد مناسبی برای مواجهه با سیستم‌های غیرخطی و نویزهای گوسی دارد؛ اما در پیاده‌سازی عملی با نویزهای غیرگوسی (گلینت) مواجه هستیم که فیلترهای ذره‌ای عملکرد مناسبی دارند.

عملکرد فیلتر ذره‌ای، با وجود مزایای زیاد، نقطه ضعف‌هایی نیز دارد؛ زیرا با انتخاب اولیه تعداد زیادی ذره ممکن است هیچ ذره‌ای در نزدیکی حالت صحیح قرار نگیرد؛ این ضعف

^۱ نامزد پوهنیار، دانشکده کامپیوتر ساینس، دانشگاه خاتم النبیین (ص)، کابل، افغانستان

najibullahkhaliqi4@gmail.com ۰۷۸۸۷۶۲۸۹

^۲ دانشیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه یزد، یزد، ایران

hqhaeiny@yazd.ac.ir ۰۰۹۸۹۱۳۳۶۴۱۴۹۸

به مسئلهٔ تباهیدگی معروف است. برای کاهش تباهیدگی در فیلتر ذره‌ای استاندارد از نمونه‌برداری مجدد استفاده می‌شود. نمونه‌برداری مجدد، ضمن حیاتی بودن، سبب پدیدهٔ دیگری به نام فقر نمونه‌ها می‌شود که تنوع میان ذرات از بین می‌رود و در بدترین حالت، همهٔ ذرات به نقطه‌ای از فضای حالت ریزش می‌کنند. محققان، نسخه‌های مختلف فیلتر ذره‌ای (کمکی، منظم‌شده و بی‌رد) را برای بهبود نمونه‌برداری مجدد ارائه کرده‌اند.

واژگان کلیدی: روش‌های ردگیری هدف براساس فیلتر ذره‌ای، الگوریتم، مدل هدف.



ردیابی اهداف از موضوعات مهم جامعه مدرن امروزی است که نقشی اساسی در رشد فناوری، توسعه‌های و صنعت دارد و یکی از گام‌های مهم در بسیاری از کاربردها در عرصه فناوری است؛ مانند تعامل انسان و کامپیوتر، تصویربرداری پزشکی، فشرده‌سازی ویدئو، نظارت تصویری، تشخیص ژست، احراز هویت، پردازش تصویر و برنامه‌های کاربردی که پیشرفت‌های چشم‌گیری - مثل سیستم‌های مراقبت نظیر کنترل ترافیک هوایی، مراقبت دریایی، پدافند هوایی، سیستم‌های پویا، رباتیک، نقشه‌یابی و موقعیت‌یابی، ناوبری و ... - داشته‌اند.

روش‌های مختلفی برای ردگیری اهداف وجود دارد؛ که از الگوریتم‌های متفاوتی استفاده کرده‌اند. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های ردیابی براساس فیلتر ذرات به‌طور گسترده مطالعه شده‌اند که می‌توان برای مثال به موارد زیر اشاره کرد:

در نخست، ردیابی وقعی اجسام متحرک براساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلترزده‌ای و خوشه‌بندی (MeanShift) است. MeanShift مسئله دقت در تشخیص مرکز جرم هدف و ردیابی موقعیت آن در فریم‌های متوالی ویدئویی، که از مسائل مهم است، به عهده دارد که خوشه‌بندی داده‌های پراکنده را در خوشه جا می‌دهد. دومین الگوریتم، تخمین هم‌زمان حالت و دسته‌بندی سیستمی دینامیکی با استفاده از فیلتر ذره‌ای و مدل‌های چندگانه متعامل برای ردیابی هدف مانوردار است که اساس کار ردیابی اهداف با این الگوریتم، بر نظریه تخمین و شناسایی استوار است. سومین الگوریتم، فیلتر ذرات بهبودیافته براساس محاسبات نرم است که مسئولیت رفع مشکل ناسازگاری نمونه‌برداری مجدد روی فضای حاشیه هدف را به عهده دارد. ردیابی از طریق فیلتر ذرات و شبکه کانولوشن، الگوریتم چهارم است که برای استخراج ویژگی‌های مرتبه بالا استفاده می‌شود. پنجمین الگوریتم، الگوریتم ردیابی خوک چندهدف براساس ارتباط داده‌های احتمال مشترک و فیلتر ذرات است که براساس فناوری بینایی ماشین برای ردیابی رفتار خوک استفاده می‌شود. فیلتر ذرات کانولوشنال عمیق با نقشه‌های هم‌بستگی تطبیقی برای ردیابی بصری، ششمین الگوریتم است که با استفاده از نقشه‌ها به‌همراه فیلتر ذرات، استحکام ردیاب‌های بصری مبتنی بر نقشه‌های هم‌بستگی تولیدشده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال را به‌طور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌بخشد. هفتمین الگوریتم، فیلتر ذرات محدود مکانی-زمانی برای ردیابی هدف مشارکتی است که وظیفه مکان‌یابی دقیق و ارزیابی عملکرد هدف را در شبکه‌های حسگر بی‌سیم به عهده دارد. ردیابی شیء با تطبیق فیلتر ذرات مبتنی بر رنگ، هشتمین الگوریتم است که رسیدگی به تغییرات ظاهری هدف با توجه به رنگ را به عهده دارد. فیلتر ذرات هم‌بستگی چندکاره برای ردیابی اشیای قوی، نهمین الگوریتم است که برای هدایت ذرات نمونه‌برداری شده به سمت حالت‌های توزیع حالت هدف از آن استفاده می‌شود. ردیابی هدف در زیر آب (محیط دریایی) براساس الگوریتم فیلتر ذرات هرمیت کالمن گوسی، الگوریتم دهم است که برای ردیابی اهداف زیر آب برای اندازه‌گیری ویژگی‌های قوی غیرخطی و غیرگوسی و استخراج اطلاعات دقیق از آن استفاده



می‌شود. یازدهمین الگوریتم، الگوریتم ردیابی اهداف هوایی مانوردار با استفاده از فیلتر ذره‌ای تکاملی است که وظیفه تخمین توأم موقعیت، سرعت و تعجیل هدف را به عهده دارد. دوازدهمین الگوریتم، الگوریتم ردیابی اهداف هوایی با استفاده از فیلتر ذره‌ای است که تخمین توابع چگالی پسین در هر اسکن هدف را انجام می‌دهد.

در عمل، تشخیص و ردیابی اهداف امری مهم، پیچیده و بسیار حیاتی است؛ بنابراین، دقت و تخصص کافی در انجام مراحل ردیابی اهداف، ضروری است. مسائل و عوامل زیادی در عملکرد الگوریتم‌های ردگیری هدف تأثیرگذار هستند؛ این مسائل از تغییر نگرش، تغییرات ظاهری - به دلیل تغییرات روشنایی، انسداد جزئی، نویز زمینه یا صحنه - تشکیل می‌شوند [5].

۲. مرور کلی روش‌های ردیابی هدف براساس فیلتر ذره‌ای

روش‌های مختلفی برای ردگیری اهداف وجود دارند که از الگوریتم‌های متفاوتی استفاده کرده‌اند. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های ردیابی براساس فیلتر ذرات به‌طور گسترده‌ای مطالعه شده‌اند که می‌توان موارد زیر را برشمرد:

۱-۱. روش اول: ردیابی وقعی اجسام متحرک براساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری

فیلتر ذره‌ای و خوشه‌بندی (MeanShift)

در این روش، مسئله دقت در تشخیص مرکز جرم هدف و ردیابی موقعیت آن در فریم‌های متوالی ویدئویی^۱ از مسائل مهم در پردازشگر محسوب می‌شود. نتایج حاصل از ردیابی در سناریوهای مختلف، با الگوریتم ترکیبی‌ای که در این مقاله مطرح شد، نشان می‌دهند تخمین موقعیت اولیه هدف توسط الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره در محدوده اطراف هدف و سپس تخمین نهایی موقعیت توسط الگوریتم خوشه‌بندی نه‌تنها دقت تخمین موقعیت هدف را افزایش می‌دهد، بلکه دقت تعیین شعاع کرنل^۲ در هر فریم را نیز افزایش می‌دهد.

دقت تغییرات وقعی شعاع کرنل نیز خود موجب افزایش دقت الگوریتم ردیابی می‌شود؛ بنابراین، در این مقاله با استفاده از الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلتر ذره و خوشه‌بندی (MeanShift) و همین‌طور تغییرات مناسب شعاع کرنل، متناسب با تغییرات مدل هدف در هر فریم، نتایج خوبی در ردیابی اهداف متحرک با حرکت‌های تصادفی از نظر میزان دقت، صورت گرفته است و زمان پردازش نیز نسبت به الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره به‌طور متوسط فقط 6 میلی‌ثانیه افزایش داشته است.

روش بررسی شده در مقاله براساس دو الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره و الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلتر ذره‌ای و خوشه‌بندی و بهره‌گیری از تخمین چگالی کرنل با شعاع متغیر

¹ Continues video sequences

² Kernel ray



جهت به دست آوردن نگارباخت یا هیستوگرام^۱ وزن‌دار شده مدل هدف و مدل کاندید هدف، در نرم‌افزار مطلب شبیه‌سازی شد. در شرایطی که تغییرات مدل هدف در اندازه، زاویه، چرخش و تغییرات تصادفی در جهت حرکت، بسیار زیاد بود، نتایج شبیه‌سازی‌ها دقت بالایی الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلتر ذره‌ای و خوشه‌بندی را نسبت به الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره نشان می‌دادند.

۲-۱. روش دوم: تخمین هم‌زمانی حالت و دسته‌بندی سیستمی دینامیکی با استفاده از فیلتر

ذره‌ای و مدل‌های چندگانه متعامل برای ردیابی هدف مانوردار

اساس کار ردیابی اهداف در این روش بر نظریه تخمین و شناسایی استوار است. ردیابی هدف مسئله‌ای است که از گذشته تا حال مورد توجه محققان و دانشمندان بوده و بخش وسیعی از پژوهش‌ها را به خود اختصاص داده است.

در این روش، دو رویکرد مختلف، شامل فیلترینگ تطبیقی براساس مدل و تخمین ورودی، برای ردیابی اهداف با مانور نامشخص بررسی شده‌اند؛ همچنین، در کار مذکور، به منظور غلبه بر مشکلات روش تخمین ورودی، روش‌های MIE^۲ و EIE^۳ پیشنهاد شده‌اند. برای ردیابی اهداف مانوردار روشی مبتنی بر تخمین ورودی ارائه شده است. مدل پیشنهادی از ترکیب دو مدل نامعینی، یعنی مدل‌های بیزی و فیشر^۴، تشکیل شده و شتاب را ورودی‌ای اضافی در معادلات حالت در نظر می‌گیرند. ایده اصلی روش ارائه‌شده، تبدیل مسئله هدف مانوردار به هدف بدون مانور توسط حالت افزوده برای حصول مدل بیزی استاندارد است. ردیابی و دسته‌بندی هدف در بسیاری از سیستم‌های عملی، دو مسئله چالش‌برانگیز هستند. در ردیابی و دسته‌بندی اهداف به صورت هم‌زمان (JTC)^۵ دسته‌بندی براساس خصوصیت حرکتی مثل سرعت و شتاب و مشخصات فیزیکی اهداف مثل اندازه، سطح و ... صورت می‌گیرد [۲].

در [۲] به مسئله ردیابی و دسته‌بندی اهداف به صورت هم‌زمان پرداخته شده است. براساس روش‌های مونت کارلو، فیلتر ذره‌ای چندمدلی و فیلتر کالمن ترکیبی برای شناسایی دو کلاس هدف مانوردار، مانند هواپیما ی نظامی و تجاری، طراحی شده است. تخمین‌زننده نهایی به صورت جمع وزن‌دار دو فیلتر طراحی شده؛ به طوری که وزن‌ها به نسبت احتمال مربوط به آشکارسازی مانور در حرکت وابسته باشند. این روش نیز کارایی فیلتر را در زمان‌هایی که حرکت هدف، عادی و بدون مانور است، کاهش می‌دهد؛ همچنین، برای هر کلاس هدف،

1 Histogram

2 Modified Input Estimation

3 Enhanced Input Estimation

4 Fashier

5 Joint Tracking and Classification

فیلتر مجزایی طراحی شد که عملکرد موازی فیلترها، براساس چند مدل دینامیک، کل فضای کلاس را پوشش می‌دهد. سنجش‌های مورد نیاز برای ردیابی اهداف، توسط حسگر راداری و برای دسته‌بندی، توسط حسگر ESM¹ فراهم می‌شوند و از روش IMM² نیز استفاده می‌شود. ضعف روش IMM افزایش پیچیدگی با افزایش تعداد حالت‌های اهداف است؛ زیرا در این روش، چند فیلتر به صورت موازی پیاده‌سازی می‌شود که هر فیلتر متناظر با یک دسته هدف است.

در این مقاله، عملکرد الگوریتم ردیابی به طرز مؤثری با ترکیبی از فیلتر ذره‌ای و روش IMM بهبود می‌یابد. تنها با استفاده از یک فیلتر می‌توان به صورت هم‌زمان حالت و دسته هدف را تخمین زد؛ در نتیجه، حجم محاسبات و خطای ردیابی کاهش پیدا می‌کند.

۳-۱. روش سوم: فیلتر ذره‌ای بهبودیافته مبتنی بر محاسبات نرم با کاربرد در ردیابی هدف در این روش، به استفاده از فیلتر ذره‌ای برای ردیابی هدف پرداخته شده است. فیلتر یکی از مهم‌ترین فیلترهای تخمین سیستم‌های غیرخطی/غیرگوسی است که در کاربردهای زیادی استفاده می‌شود. از آنجایی که در فیلتر ذره‌ای، استاندارد تابع چگالی پسین مشترک حالت با استفاده از نمونه برداری پراهمیت بازگشتی تقریب زده می‌شود، ابعاد تابع چگالی پسین مشترک در هر لحظه از زمان رشد می‌کند؛ این موضوع تبدیل به موج می‌شود که سریعاً الگوریتم تباهیده شود.

طبق آنچه بیان شد، استفاده از استراتژی نمونه برداری مجدد به منظور تضمین تقریبی منطقی از تابع چگالی احتمال پسین روی کل مسیر لازم می‌شود؛ با وجود این، در پیاده‌سازی فیلتر ذره‌ای، نمونه برداری مجدد روی فضای حاشیه‌ای انجام می‌شود. از آنجایی که ممکن است سیستم، رفتار فراموشی‌نمایی از خطاهای گذشته‌اش نداشته باشد، فرایند نمونه برداری مجدد روی فضای حاشیه‌ای با تعداد ذره محدود، تخمین ناسازگاری به وجود می‌آورد. برای رفع این مشکل در این روش، فیلتر ذره‌ای بهبودیافته مبتنی بر محاسبات نرم ارائه می‌شود که، برخلاف فیلتر ذره‌ای، نمونه برداری روی توزیع حاشیه‌ای انجام می‌شود و ابعاد نمونه برداری با زمان افزایش نمی‌یابد؛ به علاوه، نمونه برداری با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) بهبود داده شده است. روش پیشنهادی با استفاده از شبیه‌سازی‌های ارزیابی شد و نتایج نشان دادند این روش عملکرد بهتری نسبت به فیلتر ذره‌ای استاندارد دارد [۳].

مسئله تخمین حالت، موضوع مهمی در بسیاری از کاربردها است. هدف از مسئله تخمین، پیدا کردن مقدار واقعی حالت‌های سیستم دینامیکی با استفاده از دنباله‌ای از اندازه‌گیری‌های نویزی است.

¹ Electronic support measure

² Image Modified Measure

تخمین بازگشتی بیزین، پایه‌ای برای بیشتر روش‌های فیلترینگ است. از دیدگاه تئوری بیزین، مسئله تخمین عبارت از تخمین تابع چگالی احتمال پسین^۱ است. با دانستن چگالی احتمال پسین می‌توان تخمین بهینه‌ی حالت‌ها را نسبت به هر تابع معیاری محاسبه نمود [۳].

۴-۱. روش چهارم: ردیابی از طریق فیلتر ذرات و شبکه کانولوشن

این الگوریتم مبتنی بر فیلتر ذرات بهبودیافته است که از مدل طراحی کارآمد مشاهده استفاده می‌کند. در این روش از فیلترهای کانولوشنال از پیش تعریف شده برای استخراج ویژگی‌های مرتبه بالا استفاده می‌شود. نمایندگی جهانی توسط ترکیب ویژگی‌های محلی، بدون تغییر ساختار و آرایش فضایی آن‌ها، ساخته می‌شود؛ این کار نه تنها عدم تغییر ویژگی را افزایش می‌دهد، بلکه ویژگی را حفظ می‌کند. ویژگی استخراج شده از شبکه کانولوشن وارد الگوریتم فیلتر ذرات می‌شود. در مدل مشاهده با ادغام ویژگی رنگی، هدف و مجموعه‌ای از ویژگی‌ها، از الگوهای که استخراج می‌شوند، ساخته می‌شوند.

توسط شبکه‌های کانولوشن بدون آموزش در این روش با ویژگی‌های استخراج شده از شبکه کانولوشن، که برای ردیابی در فرایند ردیابی ترکیب شده است، الگو در زمان واقعی به روز می‌شود و سپس استحکام الگوریتم بهبود می‌یابد [۴].

۵-۱. روش پنجم: الگوریتم ردیابی خوک چندهدف براساس ارتباط داده‌های احتمال مشترک و فیلتر ذرات

از این روش به منظور ارزیابی به موقع وضعیت سلامت خوک‌ها، نظارت دقیق بر پویایی بیماری خوک‌های زنده و کاهش عوارض و مرگ‌ومیر خوک‌ها در مدل کشاورزی در مقیاس بزرگ موجود- براساس فناوری بینایی ماشین، تشخیص و ردیابی خوک- برای نظارت بر رفتار خوک‌ها استفاده می‌شود [۵]؛ با این حال، شناسایی و ردیابی کارآمد خوک‌ها با آن همراه با سروصدای ناشی از انسداد و تعامل بین اهداف، چالش برانگیز است.

با توجه به شرایط واقعی پرورش خوک‌ها و محدودیت‌های فناوری نظارت بر رفتار آن‌ها، این مطالعه روشی را ارائه کرد که می‌توان از رنگ استفاده کرد. ویژگی، مرکز هدف و حداقل نسبت طول به عرض مستطیل محدود شده به عنوان ویژگی‌هایی برای ساختن هدف چندگانه الگوریتم ردیابی هستند که براساس ارتباط داده‌های احتمال مشترک و فیلتر ذرات است [۵].

در مطالعه [۵] به طور کلی، ردیابی چند هدف باید دو مورد را حل کند:

الف. مشکلات مشترک: مشکل برآورد، مانند ردیابی سنتی؛

ب. ارتباط داده‌ها، به ویژه هنگام تعامل چند شیء.

¹ Probability density function posterior



بسیاری از الگوریتم‌های ردیابی، مشکل تخمین را در فرمول (MAP)^۱ حل می‌کنند؛ به عبارت دیگر، بزرگترین احتمال خلفی وضعیت فعلی جسم براساس مشاهدات فعلی و قبلی تخمین موقعیت است.

فرایند، از مهم‌ترین وظایف در هر ردیابی برنامه است که هم برای استخراج اطلاعات مورد نیاز است و هم محیط ردیابی و اطلاع از محل بتن ردیابی خود هدف؛ در همین حال، محدودیت‌های اعمال‌شده توسط اندازه‌گیری در نظر گرفته می‌شوند، فرایند تخمین باید برای به دست آوردن اطلاعات درباره موقعیت قابل اعتماد انجام شود و باید نوین مرتبط با آن‌ها را در نظر گرفت [۵].

۶-۱. روش ششم: فیلتر ذرات کانولوشنال عمیق با نقشه‌های هم‌بستگی تطبیقی برای ردیابی بصری در این روش، اگر این نقشه‌ها به همراه فیلتر ذرات استفاده شوند، می‌توان استحکام ردیاب‌های بصری مبتنی بر نقشه‌های هم‌بستگی تولیدشده از شبکه‌های عصبی کانولوشنال را به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود بخشید.

در این طرح، فیلتر ذراتی ارائه می‌شود که اندازه هدف و موقعیت آن را تخمین می‌زند و از فیلتر هم‌بستگی تطبیقی جدیدی برای محاسبه خطاهای احتمالی در تولید مدل استفاده می‌کند؛ بنابراین، به جای تولید مدلی که به شدت به موقعیت و اندازه هدف تخمین زده شده وابسته است، تعدادی متغیر مدل هدف براساس ذرات با احتمال بالا را تولید می‌کند که در موقعیت‌های چالش برانگیز افزایش می‌یابد و در سناریوهای کمتر پیچیده کاهش می‌یابد. نتایج تجربی روی معیار ردیابی بصری^۲ نشان می‌دهد که چهارچوب پیشنهادی به طور قابل توجهی بهتر از روش‌های پیشرفته عمل می‌کند [۶].

۷-۱. روش هفتم: فیلتر ذرات محدود مکانی-زمانی برای ردیابی هدف مشارکتی

در این روش به بومی‌سازی، از مهم‌ترین موضوعات سیستم فیزیکی سایبری، پرداخته شده است. در دهه‌های گذشته، توجه زیادی به مکان‌یابی دقیق و ارزیابی عملکرد در شبکه‌های حسگر بی‌سیم شده است. واحد اندازه‌گیری اینرسی و هم‌جوشی زمان رسیدن، روشی پیشرفته برای حل مشکل انباشتگی و رانشی است که موقعیت‌یابی و ناوبری واحد اندازه‌گیری اینرسی تنها با آن مواجه است.

فناوری تعاونی شبکه می‌تواند به طور مؤثری خطای انباشته را سرکوب کند. این مقاله، الگوریتم فیلتر ذرات محدود مکانی-زمانی را برای ردیابی هدف مشارکتی ارائه می‌کند تا مشکل ردیابی موقعیت با دقت بالای چندهدفه را در محیط‌های پیچیده و بسیار پویا حل کند [۷].

¹ Maximum A Posteriori

² Visual Tracker

این مقاله در ابتدا، روش فیلتر ذرات نمونه برداری مجدد خطا-بیضی را ارائه کرده است. در مرحله نمونه‌گیری مجدد فیلتر ذرات، برای دستیابی به بهینه‌سازی نمونه برداری مجدد سلسله‌مراتبی، براساس موقعیت هندسی ذرات، بیضی‌های خطا با احتمال اطمینان متفاوت با استفاده از مرکز تخمین زده شده شناخته و مقیاس اطمینان ایجاد می‌شوند. برای ردیابی مشارکتی، روش بهینه‌سازی تخمین حالتی براساس محدودیت فاصله مکانی پیشنهاد شده است؛ به طوری که فیلتر بیضی می‌تواند از اطلاعات مکانی بهره‌مند شود و به ردیابی مشارکتی ادغام اطلاعات مکانی-زمانی دست یابد. در این روش، براساس نتایج تجربی عددی، فیلتر ذرات خطا-بیضی-نمونه‌گیری مجدد پیشنهادی می‌تواند نرخ رشد خطاهای تجمعی را کاهش داده و به دقت موقعیت‌یابی $1/05$ متر برساند. فیلتر ذرات خطای همکاری چندهدفه-بیضی-نمونه برداری مجدد می‌تواند به طور مؤثری خطای تجمعی را از بین ببرد و به دقت موقعیت‌یابی $0/24$ متر دست یابد [7].

۸-۱. روش هشتم: ردیابی شیء با تطبیق فیلتر ذرات مبتنی بر رنگ

رنگ می‌تواند ویژگی بصری کارآمدی برای عدم ردیابی اشیای صلب در زمان واقعی فراهم کند؛ با این حال، رنگ اشیاء می‌تواند تغییر کند و با توجه به زمان به مؤلفه‌های نور، زاویه دید و دوربین وابستگی دارد. برای رسیدگی به این تغییرات ظاهری مبتنی بر رنگ هدف باید در طول مشاهدات تصویری، مدل با ثبات زمانی تطبیق داده شود. ادغام توزیع رنگ در فیلتر کردن ذرات نشان می‌دهد که چگونه این توزیع‌ها را می‌توان در طول زمان تطبیق داد.

فیلتر ذرات، چندین فرضیه را به طور هم‌زمان دنبال می‌کند و آن‌ها را با توجه به شباهت‌شان به مدل هدف، وزن می‌کند. به عنوان معیار تشابه بین دو توزیع رنگ ضریب عمومی باتاچاریا (Bhattacharyya) تطبیق می‌شود. به منظور به روزرسانی مدل هدف، حالت و شرایط تصویر به آرامی تغییر می‌کند تا فریم‌هایی که جسم در آن مسدود شده یا بیش از حد نویز دارند، دور انداخته شوند [8].

۹-۱. روش نهم: تحقیق دربارهٔ ردیابی هدف زیر آب (محیط دریایی) براساس الگوریتم فیلتر

ذرات هرمیت کالمن گوسی

محیط ردیابی هدف زیر آب معمولاً ویژگی‌های قوی غیرخطی و غیرگوسی دارد. مشکل ردیابی هدف معمولاً از فیلتر غیرخطی استفاده می‌کند؛ الگوریتمی که مدل اندازه‌گیری غیرخطی را با دینامیک سیستم خطی ترکیب می‌کند. هدف اصلی ردیابی هدف، استخراج اطلاعات دقیق دربارهٔ وضعیت بی‌درنگ است که هدف، توسط سنسور از مشاهدات غیرخطی نویز به دست آمده است. الگوریتم فیلتر ذرات جدید هرمیت کالمن گوسی (Gaussian) (GHKF-PF) (Hermitt Kalman) برای بهبود دقت ردیابی الگوریتم فیلتر ذرات (PF) استفاده می‌شود.



GHKF-PF از روش نمونه‌گیری GHKF برای نمونه‌گیری ذرات از توزیع خلفی هدف استفاده می‌کند؛ به طوری که میانگین و کوواریانس را برای هر ذره دریافت نموده و از میانگین واریانس برای هدایت نمونه‌گیری استفاده می‌کند. در آزمایش شبیه‌سازی، مدل حرکت خطی یکنواخت هدف سه‌بعدی زیر آب در محیط گوسی، نویز مخلوط (GMN) ایجاد شد و با استفاده از الگوریتم GHKF-PF در فضای سه‌بعدی می‌توان ردگیری و دقت بالاتر PF را متوجه شد. به منظور بررسی بیشتر اثر بخشی از الگوریتم، مدل حرکت شتاب یکنواخت شش‌بعدی در مقایسه با الگوریتم فیلتر ذرات توسعه‌یافته (EPF) و فیلتر ذرات بدون عطر الگوریتم (UPF) ایجاد شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که عملکرد الگوریتم GHKF-PF شبیه الگوریتم UPF و بهتر از الگوریتم EPF است.

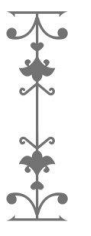
۱۰-۱. روش دهم: فیلتر ذرات هم‌بستگی چندکاره برای ردیابی اشیای قوی

در این روش، فیلتر ذرات هم‌بستگی چندوظیفه‌ای (MCPF) برای ردیابی بصری قوی ارائه می‌شود. در تحقیق [۱۰] ابتدا فیلتر هم‌بستگی چندوظیفه‌ای (MCF) ارائه می‌شود که وابستگی‌های بین ویژگی‌های مختلف را برای یادگیری مشترک فیلترهای هم‌بستگی در نظر می‌گیرد. MCPF مذکور برای بهره‌برداری و تکمیل قدرت MCF و فیلتر ذرات طراحی شده است. در مقایسه با روش‌های ردیابی موجود مبتنی بر فیلترهای هم‌بستگی و فیلترهای ذرات، ردیاب پیشنهادی چندین مزیت دارد:

اول. می‌تواند از طریق MCF ذرات نمونه‌برداری شده را به سمت حالت‌های توزیع حالت هدف هدایت کند که در نتیجه، عملکرد ردیابی قوی‌ای به همراه دارد؛
دوم. می‌تواند تغییرات در مقیاس بزرگ را به‌طور مؤثر از طریق استراتژی نمونه‌برداری ذرات مدیریت کند؛
سوم. می‌تواند حالت‌های متعدد را در چگالی خلفی با استفاده از ذرات کمتری نسبت به فیلترهای ذرات معمولی به‌طور مؤثری حفظ کند و در نتیجه هزینه محاسباتی را کاهش دهد. نتایج تجربی گسترده روی سه مجموعه داده معیار نشان می‌دهند که MCPF مذکور عملکرد مطلوبی در برابر روش‌های جدید دارد [۱۰].

۱۱-۱. روش یازدهم: ردیابی اهداف هوایی با استفاده از فیلتر ذره‌ای

ردگیری چندهدفه، در کلی‌ترین حالت، تخمین تابع چگالی پسین در هر جا روب برای اهداف موجود در محیط تحت مشاهده است. اموری این امر را مشکل می‌کنند که شامل عدم آشکارسازی کامل اهداف، وجود اهداف کاذب، عدم اطمینان در نحوه تخصیص داده‌های دریافتی به اهداف موجود و معادلات غیرخطی و نویزهای غیرگوسی - که امکان به کار گرفتن فیلتر کالمن و خانواده‌های آن، مانند فیلتر کالمن توسعه‌یافته و غیرملموس را محدود می‌کند - می‌شود. اخیراً کارایی شیوه‌های مونت کارلو - در رأس آن‌ها فیلترهای ذره‌ای - در حل موارد ذکر شده به اثبات



رسیده است. شیوه‌های مونت کارلوی ردگیری چندهدفه جانشین شیوه‌های ردگیری چندهدفه کلاسیک شده‌اند؛ اما هنوز برای پیشرفت جا دارند. از آنجاکه فیلتر ذره‌ای از مؤثرترین روش‌های ردیابی است، می‌توان از ویژگی‌های منحصر به فرد این روش در تصمیم‌گیری و ردیابی، به‌وسیله تعدادی ذره محدود و نحوه نتیجه‌گیری از این سامانه براساس مشاهدات، سود برد؛ از این‌رو در این مقاله سعی شده است با معرفی روشی از فیلتر ذره‌ای بتوان چند هدف را در فضای آسمان به‌صورت هم‌زمان، با حضور کلاترهایی چون ابر و باران، ردیابی کرد.

۱-۱۲. روش دوازدهم: ردیابی اهداف هوایی مانوردار با استفاده از فیلتر ذره‌ای تکاملی

در این روش، ردیابی اهداف هوایی با مانور بالا کاربردهای زیادی در زمینه‌های دفاعی و غیردفاعی دارد. ردیابی هدف مستلزم تخمین توأم موقعیت، سرعت و شتاب آن است. در روش‌های مرسوم ردیابی اهداف هوایی، فاصله تا هدف و زاویه سمت هدف، که تابعی غیرخطی از حالت‌های سیستم هستند، اندازه‌گیری می‌شوند. از آنجاکه این اندازه‌گیری‌ها نویز دارند، استفاده از روش‌های تخمین و فیلتر کردن جهت تخمین سرعت و شتاب هدف، امری ضروری است.

فیلتر کالمن تصمیم‌یافته برای مواجهه با سیستم‌های غیرخطی و نویزهای گوسی عملکرد مناسبی دارد؛ اما در پیاده‌سازی عملی با نویزهای غیرگوسی، مانند نویز گلینت، مواجه هستیم که فیلترهای ذره‌ای در چنین مسائلی عملکرد مناسب‌تری دارند. به علت بار محاسباتی بالای فیلترهای ذره‌ای، قابلیت پیاده‌سازی و به‌کارگیری آن‌ها به‌صورت به‌هنگام وجود ندارد. برای کاهش بار محاسباتی و بهبود عملکرد زمان حقیقی فیلتر ذره‌ای در حل مسئله ردیابی اهداف هوایی، از الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی اجتماع ذرات در مرحله نمونه‌برداری این مقاله 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 تصمیم‌یافته 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 مقایسه‌شده، قابلیت به‌هنگام بودن در ردیابی اهداف هوایی مانوردار دارد.

۳. دسته‌بندی و ردیابی اهداف به‌صورت هم‌زمان با استفاده از قاعده بیزین

ردیابی هدف، موضوع مهمی است. ردگیری چندهدفه، در کلی‌ترین حالت، ردیابی و ردیابی چندهدفه شامل تخمین تابع چگالی پسین در هر جاروب برای اهداف موجود در محیط تحت مشاهده هستند. اموری این امر را مشکل می‌کنند که شامل عدم آشکارسازی کامل اهداف، وجود اهداف کاذب، عدم اطمینان در نحوه تخصیص داده‌های دریافتی به اهداف موجود و معادلات غیرخطی و نویزهای غیرگوسی- که امکان به کار گرفتن فیلتر کالمن و خانواده‌های آن، مانند فیلتر کالمن توسعه‌یافته و غیرملموس را محدود می‌کند- می‌شود. از آنجاکه فیلتر ذره‌ای از مؤثرترین روش‌های ردیابی است، می‌توان از ویژگی‌های منحصر به فرد

این روش در تصمیم‌گیری و ردیابی، به وسیله تعدادی ذره محدود و نحوه نتیجه‌گیری از این سامانه براساس مشاهدات، سود برد؛

به طور کلی، از فیلترهای ذره‌ای برای ردیابی اهداف در محیط ردیابی اهدافی استفاده می‌شود که معمولاً ویژگی‌های قوی غیرخطی و غیرگوسی داشته باشند. برای ردیابی هدف مشکل از فیلترهای غیرخطی و غیرگوسی بیشتر استفاده صورت می‌گیرد [۹].

به طور مرسوم، به منظور تعیین کلاس هدف از روش IMM استفاده می‌شود. در این روش، فیلتری برای هر کلاس در نظر گرفته می‌شود (شکل ۱) و با توجه به اینکه کلاس هدف چه باشد با یکی از این فیلترها تطبیق می‌یابد [۲]. در ادامه، معادلات این روش بیان می‌شود. معادلات را می‌توان به فرم کلی زیر در نظر گرفت:

$$x_k = (x_{k-1}, m_{k-1}, w_{k-1}) \quad (۱)$$

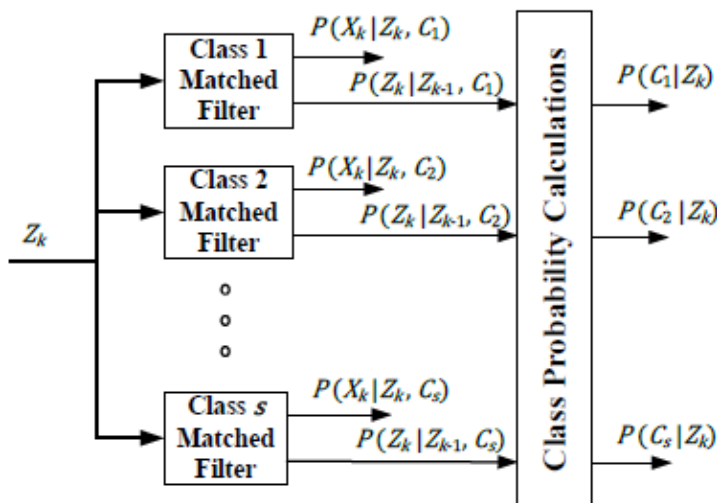
$$z_k = h(x_k, m_k, w_k) \quad (۲)$$

که m ، حالت سیستم است و هر زمان می‌تواند، براساس زنجیره مارکوف مرتبه اول، با ماتریس انتقال زیر تغییر کند.

$$\pi_{ij} = (m_j = j | m_{k-1} = i) \quad (۳)$$

فرض می‌شود هدف می‌تواند تنها متعلق به یک کلاس از M کلاس، از میان مجموعه کلاس $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$ ، باشد. تخمین هم‌زمان حالت و کلاس هدف، نسبت به هرکدام به ترتیب تغییرپذیر و تغییرناپذیر با زمان است؛ به عبارت دیگر، کلاس هدف، همیشه ثابت است. سنجش‌های موجود را به صورت مجموعه $\{Z_k, Y_k\}$ در نظر بگیرید که Z_k ، سنجش‌های جنبشی (مکان، زاویه، سرعت شتاب و...) و Y_k ، سنجش‌های کلاس هستند.

به دلیل این فرض که هیچ اطلاعاتی راجع به کلاس یا ویژگی‌های فیزیکی هدف نداریم، مجموعه مشاهدات $\{Y_k\}$ را با سرعت تخمینی از مرحله قبل جایگزین می‌کنیم؛ در این صورت، با توجه به محدودیت‌ها و شرایط سرعت مربوط به هر کلاس، دسته‌بندی صورت می‌گیرد.



شکل ۱: دسته‌بندی هدف با روش IMM [۲]

می‌خواهیم تابع چگالی احتمال $p(c | \{Z_k, Y_k\})$ را تخمین بزنیم؛ به عبارت دیگر، احتمال کلاس هدف را، با شرط در اختیار داشتن سنجش‌های مناسب، محاسبه کنیم. در صورتی که تابع چگالی احتمال $p(x_k, c | \{Z_k, Y_k\})$ را در اختیار داشته باشیم، تابع چگالی احتمال $(c | \{Z_k, Y_k\})$ از انتگرال‌گیری رابطه زیر به دست می‌آید.

$$p(c | \{Z_k, Y_k\}) = \int p(x_k, c | \{Z_k, Y_k\}) dx_k \quad (۴)$$

در ابتدا فرض کنید تابع چگالی احتمال پسین $p(x_{k-1}, c | \{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})$ را در زمان $k-1$ می‌دانیم؛ در این صورت، طبق قاعده بیزی می‌توان $p(x_k, c | \{Z_k, Y_k\})$ را در دو مرحله پیش‌بینی و به‌روزرسانی محاسبه کرد. معادلات مربوط به دو مرحله پیش‌بینی و به‌روزرسانی و الگوریتم تخمین کلاس و حالت هدف در [۲] وجود دارند.

ضعف روش IMM، افزایش پیچیدگی همراه با افزایش تعداد حالت‌های اهداف است؛ زیرا در این روش چند فیلتر موازی پیاده‌سازی می‌شوند که هر فیلتر با یک کلاس هدف متناظر است. عملکرد الگوریتم ردیابی با ترکیبی از فیلتر ذره‌ای و روش IMM به‌طور مؤثری بهبود می‌یابد. تنها با استفاده از یک فیلتر می‌توان حالت و کلاس هدف را به‌صورت هم‌زمان تخمین زد و حجم محاسبات را کاهش داد [۲].

تحقیق [۸] چنین فیلتری (فیلتر ذرات براساس توزیع رنگ) را در زمینه‌ای مبتنی بر رنگ اعمال کرد. در این روش، به دست آوردن استحکام در برابر عدم سفتی، چرخش و انسداد جزئی روی رنگ تمرکز می‌شود.

توزیع‌ها، مدل‌های هدف این‌ها، با بافت‌نگار یا هیستوگرام‌هایی نشان داده می‌شوند که معمولاً در فضای RGB با استفاده از سطول‌های $8 \times 8 \times 8$ محاسبه می‌شوند. همهٔ پیکسل‌های منطقه



برای توصیف شیء به اندازه یکسان مهم نیستند؛ به عنوان مثال، می توان پیکسل هایی را که دورتر از مرکز منطقه هستند، با استفاده از تابع وزن زیر به وزن های کوچکتر اختصاص داد:

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2 & : r < 1 \\ 0 & : \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

که r ، فاصله از مرکز منطقه است؛ بنابراین، ما قابلیت اطمینان توزیع رنگ را، زمانی که این پیکسل های مرزی به پس زمینه یا مسدود شدند، افزایش می دهیم که می توان از تابع وزنی متفاوتی استفاده کرد؛ مثل هسته اپانچنیکف.

توزیع رنگ $p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1 \dots m}$ ناحیه R در موقعیت y به طور زیر محاسبه می شود:

$$p_y^{(u)} = f \sum_{x_i \in R} k\left(\frac{\|y - x_i\|}{a}\right) \delta[h(x_i) - u] \quad (6)$$

در تحقیق [۴] به طور کلی ویژگی های استخراج شده از شبکه های کانولوشن به چهارچوب فیلتر ذرات بلوک هدف معرفی شده است. اطلاعات محلی با نمایش پراکنده نشان داده می شوند و اطلاعات مکانی هدف به طور کامل بهره برداری می شوند که تغییر حالت شیء را نشان می دهند. براساس وضعیت هدف، با اطلاعات مختلف برخورد می شود. از آنجاکه قطعات جهانی از اطلاعات فیلتر ذرات تعیین موقعیت هدف فعلی ترکیب شده اند، ظاهر محلی مشکل تغییر و انسداد جزئی هدف بوده و بهتر حل می شود.

۴. ردیابی هدف براساس فیلتر ذره ای

همان طور که بیان شد، ردیابی هدف براساس فیلتر ذره ای از اساسی ترین روش ها برای ردیابی هدف است. بیشتر مشکلات و نواقصی که روش های دیگر، توسط فیلتر ذره ای حل و برطرف می شوند.

ردیابی هدف، موضوع مهمی است. فیلتر ذرات، چندین فرضیه را به طور هم زمان دنبال و آن ها را وزن می کند. در کلی ترین حالت، ردگیری چندهدفه شامل تخمین تابع چگالی پسین در هر جاروب برای اهداف موجود در محیط تحت مشاهده است. اموری این امر را مشکل می کنند که عبارت اند از عدم آشکارسازی کامل اهداف، وجود اهداف کاذب و عدم اطمینان در نحوه تخصیص داده های دریافتی به اهداف موجود که این مشکلات تا حدی توسط فیلتر ذره ای برطرف می شوند.

روش های مختلفی برای پیاده سازی عملی فیلتر بیز، با توجه به مدل فرایند و اندازه گیری، وجود دارند. فیلترکالمن، عمومی ترین روش برای تخمین سیستم های خطی با نویز سفید است. برای سیستم های غیرخطی و دارای نویز سفید گوسی می توان از روش های زیربهنه، مانند فیلتر کالمن توسعه یافته، فیلتر کالمن بیرد، استفاده کرد.



در بسیاری از کاربردهای عملی با سیستم‌های غیرخطی-غیرگوسی سروکار داریم که فیلتر کالمن توسعه یافته در آن‌ها به صورت بهینه عمل نمی‌کند؛ برای تخمین چنین سیستم‌هایی از فیلتر ذره‌ای استفاده می‌شود.

همان‌طور که بیان شده بود، فیلتر ذره‌ای، روش بازگشتی مونت-کارلو است که به‌طور وسیعی در تخمین سیستم‌های غیرخطی-غیرگوسی کاربرد دارد. تابع چگالی احتمال پسین در فیلتر ذره‌ای با مجموعه‌ای از ذرات وزن داده شده تخمین زده می‌شود.

با وجود مزایای زیادی که فیلتر ذره‌ای در تخمین سیستم‌های غیرخطی و غیرگوسی دارد، نقطه ضعف بزرگی نیز دارد. در فیلتر ذره‌ای، حتی با انتخاب اولیه تعداد زیادی از ذرات ممکن است هیچ ذره‌ای در نزدیکی حالت صحیح قرار نگیرد. این ضعف در متون مربوط به فیلتر ذره‌ای به مسئله تباهدگی^۱ معروف است.

برای کاهش تباهدگی در فیلتر ذره‌ای استاندارد از نمونه‌برداری مجدد^۲ استفاده می‌شود. در عین حال که مرحله نمونه‌برداری مجدد برای فیلتر ذره‌ای حیاتی است، سبب پدیده دیگری به نام فقر نمونه نیز می‌شود؛ در این حالت، تنوع میان ذرات از بین می‌رود و در بدترین حالت، همه ذرات به یک نقطه از فضای حالت ریزش می‌کنند. با توجه به خصوصیات مشترک روش‌های فراابتکاری با فیلتر ذره‌ای، این الگوریتم‌ها سابقه خوبی در بهبود فیلتر ذره‌ای در حوزه فیلترینگ دارند؛ به‌عنوان مثال با وارد کردن اپراتورهای الگوریتم ژنتیک در فیلتر ذره‌ای، فیلتر ذره‌ای ژنتیک معرفی شده است. برای حل مسئله تباهدگی در فیلتر ذره‌ای از استراتژی‌های تکاملی استفاده شده است [۳]. برای حل مسئله فقر نمونه‌ها و وابستگی به تعداد نمونه‌ها فیلتر ذره‌ای جدیدی به نام فیلتر ذره‌ای بهینه‌سازی اجتماع ذرات (PSOPF) با ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات (PSO)^۳ با فیلتر ذره‌ای ارائه شده است؛ در این الگوریتم، جدیدترین اندازه‌گیری‌ها در پروسه نمونه‌برداری شرکت می‌کنند و سبب بهینه‌سازی این فرایند می‌شوند. از طریق الگوریتم اجتماع ذرات، ذرات به سمت ناحیه‌ای حرکت می‌کنند که چگالی احتمال پسین بالاتری دارند. این الگوریتم، سبب حل مشکل فقر ذرات و کاهش تعداد ذرات برای تخمین دقیق خواهد شد.

در حالت کلی، فرم‌های پایه فیلترهای ذره‌ای با یک نمونه از $t-1$ شروع می‌کنند و پیش‌گویی حالت‌ها در لحظه t را انجام می‌دهند؛ سپس به‌روزرسانی وزن‌های پراهمیت، براساس اندازه‌گیری y_t ، صورت می‌گیرد. این نمونه‌ها تقریبی از توزیع مشترک $p(x_{1:t}|y_{1:t})$ را در لحظه t تشکیل می‌دهند. از آنجایی که تابع چگالی پسین مشترک^۴ حالت با استفاده از نمونه‌برداری پراهمیت بازگشتی تقریب زده می‌شود، فرایند نمونه‌برداری پراهمیت باید روی کل مسیر فرم رسمی همه

¹ Destruction

² Resampled

³ Particle swarm optimization

⁴ Joint posterior density

نسخه‌های فیلتر ذره‌ای اجرا شود؛ با وجود این، نمونه‌برداری مجدد روی فضای حاشیه‌ای در پیاده‌سازی فیلتر ذره‌ای انجام می‌شود که اگر سیستم نسبت به خطاهای گذشته‌اش فراموشی نمایی نداشته باشد، تخمینی ناسازگار با تعداد ذرات محدود به وجود می‌آورد.

مطالعه‌ها نشان می‌دهند فیلتر ذره‌ای حاشیه‌ای بهبود یافته است که سبب افزایش دقت، ایجاد تنوع میان ذرات و سازگاری می‌شود. فیلتر ارائه‌شده روی توزیع حاشیه‌ای انجام می‌شود و ابعاد نمونه‌برداری با زمان افزایش می‌یابد؛ به علاوه، نمونه‌برداری با استفاده از الگوریتم تفاضل تکاملی بهبود داده شده است. برتری استفاده از فیلتر ذره‌ای حاشیه‌ای تفاضلی نسبت به فیلتر ذره‌ای در عملکرد آن در اصلاح واریانس وزن پراهمیت، دقت تخمین و سازگاری برتر است. لازم است فیلتر ذره‌ای را دقیق‌تر مطالعه کنیم.

۱۳-۱. فیلتر ذره‌ای

فیلتر ذره روش جدیدی برای به دست آوردن تابع توزیع احتمال پسین بر پایه تئوری بیزین است. الگوریتم فیلتر ذره بر مبنای روش‌های مونت کارلوی زنجیره‌ای^۱ است که از نمایش ذره‌های چگالی احتمال برای تخمین پارامترهای توزیع دلخواهی در آن استفاده می‌شود [۱]. فیلتر ذره‌ای روش مؤثری برای حل مسئله تخمین در سیستم‌های غیرخطی با نویز غیرگوسی است؛ این روش، جزء روش‌های آماری مونت کارلو است [۳]. فیلتر ذره راه‌حل کاملی برای تخمین بهینه حالت جسم در شرایط غیرخطی مدل سیستم با توزیع نویز غیرگوسی است. مدل انتقال یا حرکت سیستم با زبان احتمالات به صورت $p\left(\frac{x_t}{x_{t-1}}\right)$ و مدل مشاهده یا اندازه‌گیری سیستم با $p\left(\frac{x_t}{Z_{t-1}}\right)$ بیان می‌شوند؛ در معادلات مربوط، x_t نماینده بردار حالت سیستم در حالت کنونی و Z_t نماینده مشاهده در سیستم هستند.

معادلات بازگشتی بیزین از دو مرحله زیر تشکیل شده‌اند:

الف. مرحله پیش‌بینی:

$$p\left(\frac{x_t}{Z_{t-1}}\right) = \int_{R^n} P\left(\frac{x_t}{Z_{t-1}}\right) P\left(\frac{x_{t-1}}{Z_{t-1}}\right) dx_{t-1} \quad (7)$$

ب. مرحله به‌روزرسانی:

$$p\left(\frac{x_t}{Z_t}\right) = \frac{p\left(\frac{Z_t}{x_t}\right) p\left(\frac{x_t}{Z_{t-1}}\right)}{p\left(\frac{Z_t}{Z_{t-1}}\right)} \quad (8)$$

$$p\left(\frac{Z_t}{Z_{t-1}}\right) = \int_{R^n} P\left(\frac{Z_t}{x_t}\right) P\left(\frac{x_t}{Z_{t-1}}\right) dx$$

¹ Sequential Monte Carlo (SMC)

انتگرالی روی متغیرهای فضای حالت فرایند انجام می‌شود؛ در صورتی که ابعاد فضای حالت زیاد باشد، هزینه محاسبات بالا خواهد بود. روش شبیه‌سازی مونت کارلو به جای محاسبه انتگرال در تمامی نقاط، مقدار آن را با نمونه‌برداری در نقاطی که بیشترین سهم را در محاسبه انتگرال دارند، انجام می‌دهد؛ به این صورت که برای محاسبه انتگرال زیر

$$I = \int g(x) dx \quad (9)$$

آن را به صورت حاصل ضرب عبارت $g(x)=f(x).p(x)$ نشان می‌دهند که $p(x)$ احتمال برآورده‌کننده شرایط $\{ \int P(x) dx = 1 \text{ and } P(x) \geq 0 \}$ است؛ بنابراین، I امید ریاضی تابع دلخواه $f(x)$ خواهد بود.

حال، اگر از مدل حالت سیستم تا لحظه k ، که با تابع احتمال $P(X_k|Z_k)$ بیان می‌شود، به تعداد N ذره مستقل ($N \gg 1$) و هم‌توزیع مانند $(X_{0:k}^i)$ به صورت زیر نمونه‌برداری شود:

$$X_{0:k}^i = X_{0:k}^i \sim P(X_k|Z_k) ; i = (1, 2, 3, \dots, N) \quad (10)$$

تخمین از این توزیع به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P_N \left(\frac{X_k}{Z_k} \right) \triangleq \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(X_k - X_k^i) \quad (11)$$

که $\delta(X_k - X_k^i)$ نشان‌دهنده تابع دلتای دیراک در نقطه $X_k = X_k^i$ است. اگر امید ریاضی تابع دلخواه $f(\cdot)$ نسبت به $P(X_k/Z_k)$ با I نشان داده شود، خواهیم داشت:

$$I = \int f(X_k) \cdot p(X_k/Z_k) dX_k \quad (12)$$

آن‌گاه تخمین مونت کارلوی انتگرال به صورت $I \approx \int f(X_k) \cdot P_N(X_k/Z_k) dX_k$ جمع مقادیر تابع به صورت زیر خواهد بود:

$$(13)$$

$$I_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(X_k^i)$$

۱-۱۳-۱. ساخت و اجرای مدل

اجزای مدل اجرایی که می‌توان برای ردیابی و اعمال فیلتر ذره‌ای استفاده کرد قرار شرح زیر هستند.

جدول ۱: اجزای مدل اجرایی [۴]

مدل حرکت هدف	مدل مشاهده هدف	مدل رنگ: مدل هدف، مدل کاندیدای هدف و تابع شباهت	مدل کاتولوشنال هدف: مرحله اول (لایه هدف)، مرحله دوم (لایه پس‌زمینه)، مرحله سوم (لایه کاتولوشن)، مرحله چهارم (به‌روزرسانی مدل)	مدل مشاهده سیستم
--------------	----------------	---	---	------------------



۱. راه‌اندازی در $k=0$

- نمونه‌برداری اولیه ذرات به صورت $x_0^j \sim po(x_0, c = i|z_0), c^j = i$
 $j = 1, 2, \dots, N, \quad i = 1, 2, \dots, s$

- اختصاص وزن‌ها: $w_0^j = 1/N$

- تعیین ماتریس انتقال مد: $pm(c = i|z_0)$

۲- اجرای حلقه برای $k=1, 2, 3, \dots$

- مرحله پیش‌بینی:

$$m_{k-1}^j \sim p(m_{k-1}^j | m_{k-2}^j)$$

$$x_k^j \sim p(x_k^j | x_{k-1}^j, c^j, m_{k-1}^j)$$

$$\omega_k^j = p(z_k | x_k^j) g(y_k^c)$$

- نرمالیزه کردن وزن ذرات: $w_k = w_k / \sum(w_k)$

- بازنمونه‌برداری ذرات:

$$N_c \sim \text{MNRND}(N, \hat{p}(c|\{Y, Z\}))$$

$$p(\{z_k, y_k\} | c, \{Z_{k-1}, Y_{k-1}\}) = L(c) = \sum_{j=1}^{N_c} \omega_k^j$$

$$\hat{x}_k^c = \sum_{j=1}^{N_c} \omega_k^j x_k^j, \quad \omega_k^j = \omega_k^j / \sum \omega_k^j$$

تخمین حالت و کلاس

هدف:

$$\hat{p}(c|\{Z_k, Y_k\}) = \frac{L(c) \hat{p}(c|\{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})}{\sum_{c=1}^M L(c) \hat{p}(c|\{Z_{k-1}, Y_{k-1}\})}$$

$$\hat{x}_k = \sum_{c=1}^M \hat{x}_k^c p(c|\{Z_k, Y_k\}).$$

۱-۱۳-۲. نمونه‌برداری با اهمیت^۱

اغلب موارد، نمونه‌برداری به صورت مستقیم از توزیع چگالی $p(x)$ در هر مرحله زمانی - به دلایلی مانند پیچیدگی، ابعاد بالا، در دسترس نبودن آن به صورت دقیق، چندمتغیره بودن و ... - ممکن نیست؛ به همین دلیل می‌توان به جای آن از توزیع دیگری، مانند $q(x)$ که بسیار شبیه $p(x)$ است، نمونه‌برداری انجام داد و سپس با وزن‌دهی صحیح، به همان تخمین مونت کارلو نزدیک شد؛ توزیع مذکور را $q(x)$ می‌نامند. انتگرال به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$I = \int f(x) \cdot p(x) dx = \int f(x) \cdot \frac{p(x)}{q(x)} \cdot q(x) dx \quad (14)$$

بنابراین، تخمین مونت کارلوی آر

است:

$$I_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x^i) \cdot \tilde{w}(x^i) \quad (15)$$

$$\tilde{w}(x^i) = \frac{p(x^i)}{q(x^i)} \quad (16)$$

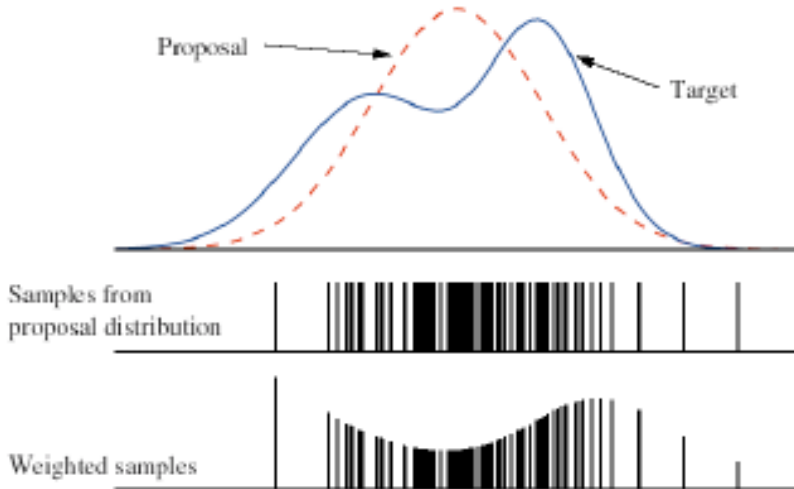
عبارت $\tilde{w}(x^i)$ وزن با اهمیت نامیده می‌شود و از آنجاکه ضریب نرمالیزاسیون مربوط به $P(x)$ را نداریم، وزن‌های با اهمیت به دست آمده را نرمالیزه می‌کنیم که داریم [۸]:

$$(17)$$

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

important sampling

باید در هر مرحله زمانی از نمونه برداری با اهمیت، نمونه برداری از توزیع $q(x)$ را به همراه محاسبه وزن‌ها انجام داد که محاسبات را در هر مرحله بالا می‌برد. روش نمونه برداری با اهمیت دنباله‌ای به حل این مشکل می‌پردازد.

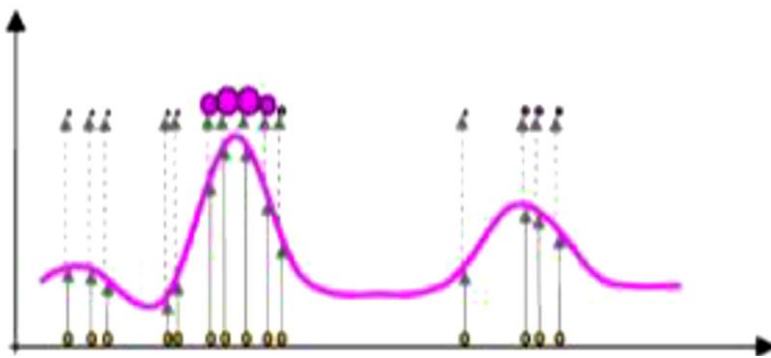


شکل ۲: نمونه برداری با اهمیت [۳]

۱-۱۳-۳. نمونه برداری با اهمیت دنباله (SIS)^۱

ایده اصلی در روش نمونه برداری با اهمیت دنباله‌ای، استفاده دوباره از نمونه‌های تولید شده در مراحل زمانی قبل برای نمونه برداری از تابع توزیع پسین در مرحله جدید است؛ این فرایند موجب ثابت ماندن هزینه محاسباتی الگوریتم در هر مرحله می‌شود که به این منظور باید بتوان تابع توزیع پیشنهادی هر لحظه k را به صورت زیر تجزیه کرد:

$$q(X_k|Z_k) = q(x_k|X_{k-1}, Z_k) q(X_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (18)$$



شکل ۳: نمایش روش SIS از تابع چگالی احتمال پسین

^۱ Sequential Importance Sampling

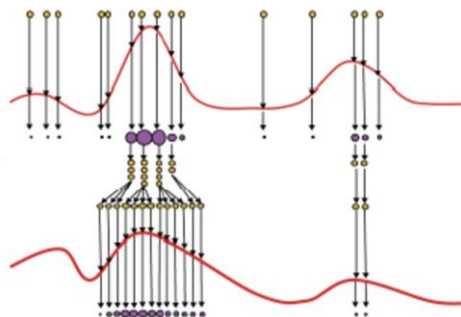
۴-۱۳-۱. توزیع پیشنهادی

موضوع اساسی در فیلترهای ذره، انتخاب توزیع پیشنهادی مناسب است؛ ساده‌ترین انتخاب، توزیع پیشین است [۱]؛ یعنی:

$$p(x_k^i/x_{k-1}^i) = N(x_k; f_{k-1}(x_{k-1}^i), Q_{k-1}) \quad (19)$$

۵-۱۳-۱. بازنمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR)^۱

بازنمونه‌برداری، روشی برای حل مشکل انحطاط از طریق صفر کردن واریانس وزن‌ها است. این روش، نقشی اساسی در کارایی روش‌های مونت کارلوی دنباله‌ای دارد. در مرحله بازنمونه‌برداری از میان نمونه‌های وزن‌دهی شده در انتهای یک مرحله زمانی SIS، N بار نمونه‌برداری انجام می‌شود. شانس انتخاب شدن هر ذره به وزن آن وابسته است؛ در نتیجه، در این مرحله، نمونه‌هایی با وزن بیشتر چند مرتبه کپی شده و نمونه‌هایی با وزن کمتر حذف می‌شوند. در انتهای این مرحله، وزن همه نمونه‌های انتخاب شده برابر با N^{-1} خواهد شد.



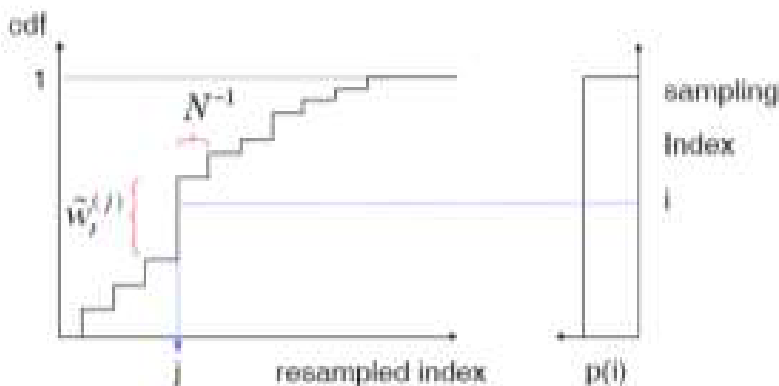
شکل ۴: نمای گرافیکی بازنمونه‌برداری N ذره‌ای SIR [۳]

شکل ۴ نمای گرافیکی مرحله بازنمونه‌برداری را برای 10 ذره نشان می‌دهد. به این روش - که از نمونه‌برداری با اهمیت دنباله‌ای، باز نمونه‌برداری می‌کند- باز نمونه‌برداری دنباله‌ای (SIR) گویند. اگرچه این کار، گامی حیاتی برای مقابله با انحطاط در فیلترهای ذره‌ای است، اما مشکلاتی را به دنبال خواهد داشت [۱]؛ چراکه SIR، خود تخمینی از تخمین وزن‌دار SIS است، در نتیجه به‌ناچار خطایی را در تخمین آن مرحله ایجاد خواهد کرد؛ همچنین باعث کپی شدن ذرات با وزن‌های بیشتر و حذف نمونه‌های کم‌وزن می‌شود که باعث پیدایش گذشته یکسان نمونه‌ها می‌شود. در عمل ممکن است به حالتی برسیم که همه ذرات موجود در مرحله زمانی k نمونه‌هایی یکسان برای تعیین موقعیت در آن مرحله داشته باشند؛ یعنی موقعیت جسم تنها با یک نمونه تخمین زده شده است که به این پدیده، فقر نمونه^۲ گفته می‌شود. باید تا جایی که امکان دارد در SIR با احتیاط رفتار نمود.

¹ Sequential Importance Resampling

² Sample Impoverishment

شکل ۵ نحوه جایگزینی وزن‌ها را در مرحله SIR نشان می‌دهد که ابتدا عددی بین صفر و یک به صورت اتفاقی و با توزیع یکنواخت در آن تولید می‌شود؛ با تصویر کردن آن روی تابع سمت چپ، که تابع تجمعی وزن‌های نرمالیزه است، اندیس ذره‌ای که باید در جمعیت مرحله بعدی حضور داشته باشد به دست می‌آید؛ بنابراین، احتمال انتخاب شدن ذره‌ای که وزن بیشتر داشته باشد، بیشتر است.



شکل ۵: نحوه جایگزینی وزن‌ها در مرحله SIR

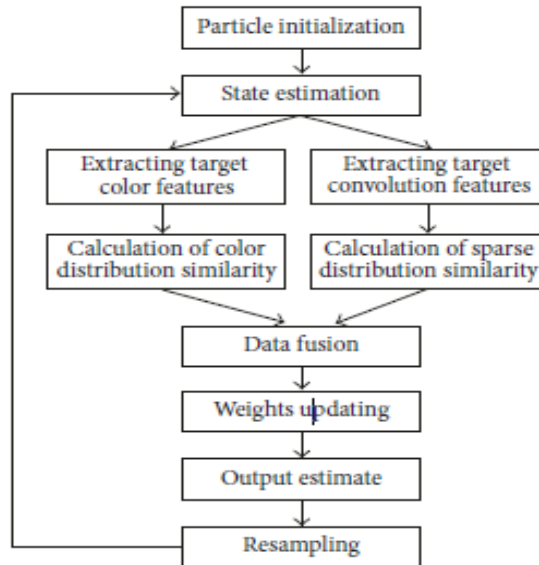
موقعیت و وزن هر ذره به میزان چگالی در آن نقطه از فضای حالت وابسته است؛ این روش، موقعیت هر ذره و وزن متناظرش را برای هر مشاهده به صورت بازگشتی به روز می‌کند. در پایان این مرحله مجموعه جدیدی از ذرات با موقعیت‌ها و وزن‌های جدید به دست می‌آیند [۴] که اگر از مقدار آستانه از پیش تعیین شده کمتر باشند، یعنی $N_{eff}^{\wedge} < N_{th}$ (مقدار آستانه $N/2$)، آن‌گاه باز نمونه برداری انجام می‌شود.

بنابراین، $1 \ll N_{eff}^{\wedge} \ll N_{th}$ است که حد بالای آن برای موضعی است که وزن‌های ذرات یکسان باشند و حد پایین آن برای مواقعی است که جمع احتمال ذرات در مرحله k برابر با یک است. در این مقاله، معیاری برای سنجش میزان انحطاط و جلوگیری از واگرایی بیان شده است که با عنوان تعداد نمونه‌های مؤثر^۱ معرفی می‌شود؛ این معیار، به وضعیت نمونه‌ها در هر مرحله، عددی مثبت و کوچک تر از N_{th} نسبت می‌دهد که می‌توان آن را تعبیر کرد به تعداد نمونه‌هایی که توزیع هدف را به صورت مؤثر تخمین می‌زنند. تعداد نمونه‌های مؤثر را با N_{eff}^{\wedge} نشان می‌دهیم و به صورت زیر است:

$$N_{eff}^{\wedge} \approx \frac{1}{\sum_{k=1}^N (w_k^i)^2} \quad (20)$$

¹ Effective Sample Size





شکل ۶: فلوجارت کلی الگوریتم [۴]

تخمین موقعیت نهایی و عدم قطعیت مکانی (واریانس) در استفاده از الگوریتم فیلتر ذره‌ای می‌تواند به صورت زیر محاسبه شود:

$\hat{x}_{k/k}^{MMS} = E\left(\frac{xk}{zk}\right) = \int X_k P\left(\frac{X_k}{X_k}\right) d xk \approx \sum_{i=1}^N W_k^i \cdot X_k^i \quad (21)$	
$P_{k/k} \approx \sum_{i=1}^N W_k^i \left(X_k^i - \hat{x}_{k/k}^{MMS}\right) \left(X_k^i - \hat{x}_{k/k}^{MMS}\right)^T \quad (22)$	

ردیابی هدف در تحقیق [۷] توجه گسترده‌ای را در کاربردهای مختلفی مانند سیستم‌های مدیریت ترافیک هوشمند و رانندگی مستقل به خود جلب کرده است. سیستم جهانی موقعیت‌یاب (GPS) به‌طور کلی برای فضای باز قابل توجهی مناسب است؛ با این حال در مناطق شهری با ساختمان‌های متراکم، موقعیت‌یاب GPS نمی‌تواند از دقت بالای اثرات مسدود کردن روی سیگنال و چند مسیر استفاده کند. GPS تنها می‌تواند تخمین موقعیت دقیق را در زمان واقعی ارائه دهد و در مناطقی که نمی‌توان با سیگنال‌های GPS آن را پوشش داد مشکل دارند؛ با این حال، در عمل در برنامه‌های کاربردی، این روش‌ها مستلزم استقرار پیش از لنگرها هستند که آن‌ها را برای تخمین موقعیت در مناطق ناشناخته نامناسب می‌کند. در حال حاضر، سیستم ناوبری اینرسی (INS)، که از واحد اندازه‌گیری اینرسی (IMU) استفاده می‌کند، می‌تواند راه‌حل کم‌هزینه‌ای برای تخمین موقعیت در مناطق ناشناخته باشد.



مزیت INS، استقلال تخمین موقعیت آن از زیرساخت اضافی است؛ اما هنوز هم با کمبود خطاهای انباشته دشواری هایی برای ارائه تخمین موقعیت دقیق برای برنامه‌های طولانی مدت دارد. روش‌های فیلتر کردن راه‌حلی عملی و قابل اعتماد برای بهبود دقت موقعیت یابی ارائه می‌دهند. جوناسون و همکاران (۲۰۲۰) دو فیلتر کالمن توسعه‌یافته (EKF) را توسعه دادند. الگوریتم فیلتر ذرات (PF) برای کاهش انباشت طولانی مدت خطای ذاتی در موقعیت‌یابی اینرسی مفید هستند؛ اما هنوز چالش‌هایی در زمینه بهبود وجود دارد. دقت الگوریتم‌های موقعیت‌یابی با تکنیک‌های فیلترینگ کم است. در تحقیق [۷] دوروش زیر پیشنهاد شده است:

- الگوریتم فیلتر ذرات را براساس محدودیت‌های مکانی-زمانی پیشنهاد می‌کنیم. با توجه به مرکز تخمینی IMU و اطمینان مقیاس‌ها، بیضی‌های خطایی، که با احتمال اطمینان متفاوت هستند، تثبیت شده و نمونه‌برداری مجدد سلسله‌مراتبی براساس هندسی ذرات موقعیت اجرا می‌شود. از طریق تقسیم ذرات و نمونه‌برداری مجدد مکانیزم سطوح مختلف وزن، انحطاط نمونه و مشکل فقر تا حدودی حل می‌شود.
- برای دستیابی به ردیابی تعاونی چند هدف، بهینه‌سازی روشی برای فیلتر کردن تخمین حالت براساس فاصله مکانی محدودیت‌ها پیشنهاد می‌شود. تخمین فیلتر بازگشتی بیزی در زمان سری می‌تواند از اندازه‌گیری‌های فضایی بهره‌مند شود. براساس تخمین حالت خلفی بهینه، تخمین بیضی خطای مرکز در سری‌های زمانی به موقعیت واقعی نزدیک‌تر است؛ در نتیجه، خطای تجمعی با استفاده از ردیابی مشارکتی پیشنهادی الگوریتم حذف می‌شود.

۵. معادلات ردیابی هدف مانوردار

هدفی که دینامیک ثابتی داشته باشد، در عمل به ندرت یافت می‌شود. اهداف عملی معمولاً دینامیک متغیر با زمان دارند؛ مانند خودرو که وقتی در ترافیک بین شهری است، سرعتی ثابت دارد و برخی مواقع، که شرایط مناسب باشد، حرکت شتاب‌دار خطی دارد و در پیچ جاده‌ها شتاب زاویه‌ای پیدا می‌کند. به همین دلیل باید حالت کاری سیستم به منظور ردیابی در هر زمان مشخص شود. آشکارسازی و ردیابی اهداف مانوردار همواره از چالش‌برانگیزترین موضوعات ردیابی اهداف بوده است. در ردیابی اهداف مانوردار علاوه بر تخمین حالت اهداف در هر زمان باید حالت اهداف نیز تخمین زده شود [۲].

معادله حالت دینامیک هدف مانوردار و مشاهدات دریافتی در حالت کلی به صورت زیر بیان می‌شوند.

$$x_k = (x_{k-1}, m_{k-1}) + w_{k-1} \tag{۲۳}$$

$$z_k = h(x_k, m_k) + v_k \tag{۲۴}$$

که x ، حالت سیستم و $m \in \{1, \dots, M\}$ بیانگر حالت سیستم و M تعداد کل حالت‌های احتمالی هدف هستند. W و v نیز به ترتیب نویز سیستم و نویز مشاهدات هستند.

ایده اصلی در الگوریتم IMMPPF تعریف بردار متغیر تصادفی جدید $yk = (xk, mk)$ است که باید تخمین زده شود؛ به عبارت دیگر، می‌خواهیم تابع چگالی پسین $p(yk|zk)$ را تخمین بزنیم. فرض کنید نمونه‌های تصادفی از توزیع پسین^۱ در زمان $k-1$ ، $p(yk-1|zk-1, k-1)$ (به صورت $\{y_{k-1}^t\}_{t=1}^{Ns}$ نشان داده شوند، حال با دریافت مشاهدات جدید در زمان k به دنبال تخمین $p(yk|zk-1)$ با انتخاب نمونه‌های تصادفی $\{y_k^t\}_{t=1}^{Ns}$ هستیم. مانند روش‌های مرسوم بیزی، این عمل طی دو مرحله پیش‌بینی و به‌روزرسانی انجام می‌شود. در مرحله پیش‌بینی، براساس مدل تکاملی حالت $y_k(p)y_{k-1}$ صورت می‌گیرد که به صورت زیر ساده می‌شود:

$$(yk|yk-1) = (xk|mk, yk-1)(mk|yk-1) \quad (25)$$

که عبارت دوم سمت راست این معادله قابل ساده‌سازی به صورت زیر است:

$$(mk|yk-1) = (mk|mk-1) \quad (26)$$

این رابطه احتمال انتقال تغییر حالت سیستم است که به صورت زنجیره مارکوف با تعداد حالت محدود، مدل می‌شود. عبارت اول سمت راست رابطه ۲۶ براساس معادله دینامیک سیستم به فرم زیر قابل بیان است:

$$(xk|mk, yk-1) = (xk|mk, -1, xk-1) = p(xk|mk, xk-1) \quad (27)$$

طبق این رابطه با داشتن نمونه‌های تصادفی $\{y_{k-1}^t\}_{t=1}^{Ns}$ مرحله پیش‌بینی طی دو گام زیر انجام می‌شود:

گام اول. مجموعه نمونه تصادفی اندیس‌های $\{m_k^n\}_{n=1}^{Ns}$ از روی اندیس‌های $\{m_{k-1}^n\}_{n=1}^{Ns}$ تولید می‌شوند. در صورتی که $m_{k-1}^n = i$ باشد، اندیس m_k^n با احتمال p_{ij} برابر با j انتخاب می‌شود. الگوریتم انتخاب m_k^n با شرط اینکه $m_{k-1}^n = i$ و u مقدار تصادفی بین صفر و یک باشد، به صورت زیر اجرا می‌شود:

```

set c = 0 and bj = 0
for j = 1: m
  c = c + pij
  bj = c
  if bj-1 < u and bj > u
    mk
  n = j and exit
end if
end for

```

¹ Posterior distribution

گام دوم. بردار حالت سیستم طبق دینامیک سیستم پیش‌بینی می‌شود؛ به عبارت دیگر، ذره n از بردار حالت x_k^n به صورت زیر به دست می‌آید.

$$x_k^n = f(x_{k-1}^n, m_k^n) + wkn$$

در این صورت مجموعه ذره‌های پیش‌بینی شده برابر است با:

$$\{m_k^n\}_{n=1}^{Ns} = x_k^n, m_k^n\}_{i=1}^{Ns} \quad (29)$$

در مرحله به‌روزرسانی، مجموعه جدیدی از ذره‌ها با نمونه‌برداری از تابع چگالی پسین تخمین زده و به‌روزرسانی می‌شوند.

$$p(y_k | z_k) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(y_k - y_k^i) \quad (30)$$

$$W_k^i \propto W_{k-1}^i p(z_k | y_{k-1}^i) = W_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (31)$$

۱۴-۱. مدل هدف

برای مشخص کردن مدل هدف، ابتدا فضای ویژگی انتخاب می‌شود. مدل هدف توسط تابع چگالی احتمال آن در فضای ویژگی با q نشان داده می‌شود. مدل هدف این مقاله، هیستوگرام سطح خاکستری است. اگر تعداد ویژگی‌ها برابر با m ، $u = 0, 1, \dots, m$ باشد، داریم:

$$(32)$$

که m برابر با ۲۵۵ است. از آنجاکه مدل هدف $q = \{q_u\}_{u=0,1,\dots,m}$ And $\sum_{u=0}^m q_u = 1$ نقاط حول مرکز جرم از کرنل اپانچنیکوف (Laplace) برای فیسر کردن در فضای محاس استفاده شده است؛ چراکه پیکسل‌های دور از مرکز - به دلیل پنهان‌شدگی‌های جزئی، شبه‌هدف‌ها و تداخل با زمینه - کمترین اعتبار را دارند. هیستوگرام مدل هدف با اعمال چگالی کرنل، وزن‌دار شده و هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف گفته می‌شود و به صورت زیر است [۹]:

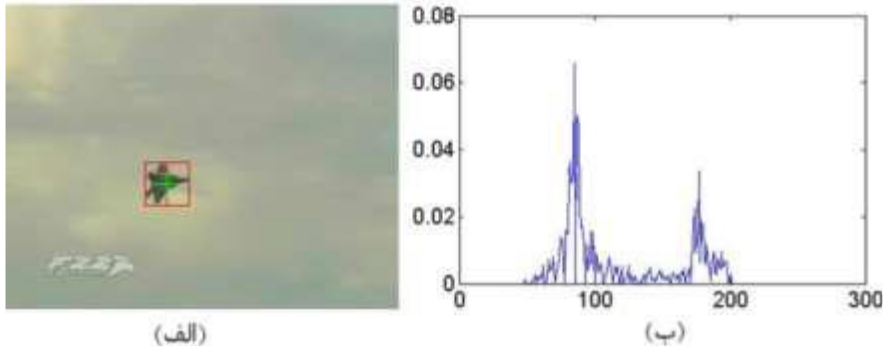
$$q^{(u)} = f \sum_{j=1}^I g(x_j) \delta[b(x_j - u)] \quad (33)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g(x_j)}$$

که I تعداد پیکسل‌ها در محدوده مورد نظر، X_j موقعیت پیکسل‌ها در آن محدوده و f نیز فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله است [۸].



قسمت الف از شکل ۷، پنجره محاط بر جسم مورد نظر جهت تعیین مدل هدف در فریم اول را نشان می‌دهد و در قسمت ب، هیستوگرام وزن‌دار شده و نرمالیزه شده سطوح خاکستری مدل هدف را نشان می‌دهد که موجب Epanechnikov با وجود کرنل کمتر شدن تأثیر پس‌زمینه در هیستوگرام مدل هدف شده است.



شکل ۷: الف. پنجره محاط بر هدف جهت تعیین مدل هدف؛ ب. هیستوگرام وزن‌دار شده و نرمالیزه شده مدل هدف

۱۵-۱. مدل ذرات نامزد هدف

الگوریتم فیلتر ذره، در فریم بعدی به صورت تصادفی موقعیت N ذره را در محدوده اطراف مرکز جرم فریم قبلی پیش‌گویی می‌کند که هرکدام از آن‌ها می‌توانند نامزدی برای موقعیت جدید هدف باشند؛ بنابراین، هیستوگرام وزن‌دار شده همه این ذرات مانند مدل هدف به دست می‌آیند. اگر کاندید هدف در موقعیت y تعریف شود و تابع چگالی احتمال آن با $P(Y)$ نمایش داده شود، برای هر ذره می‌توان چنین نوشت:

$$P(y) = \{Pu(u)\}_{u=0\dots m} \text{ And } \sum_{u=0}^m Pu(y) = 1 \quad (34)$$

و با اعمال کرنلی شبیه مدل هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده مدل ذرات نامزد برای هر ذره به صورت زیر است:

$$P_u(y) = f \sum_{j=1}^I g\left(\frac{y-x_j}{h}\right) \delta[b(x_j - u)] \quad (35)$$

F فاکتوری جهت تضمین برقراری معادله ۲۹ به صورت زیر است [۱۰]:

$$f = \frac{1}{\sum_{j=1}^I g\left(\frac{y-x_j}{h}\right)} \quad (36)$$

۱-۱۵-۱. ضریب باتاچاریا^۱

¹ Bhattacharyya

این ضریب میزان مشابهت دو توزیع احتمال گسسته را بیان می‌کند؛ هرچه دو توزیع شباهت بیشتری به یکدیگر داشته باشند، مقدار عددی آن‌ها به یک نزدیک‌تر می‌شود و هرچه شباهت کمتر باشد، این ضریب به صفر میل می‌کند.

تابع $\rho[p(y), q]$ را تابع مشابهت میان p و q تعریف می‌کنیم که نقش احتمال را بازی می‌کند و پیشینه آن در ناحیه نامزد هدف، حضور هدف در آن فریم را با توجه به مشابهت با q نشان می‌دهد که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=0}^m [\sqrt{p^{(u)} \times q^{(u)}}] \quad (37)$$

برای اینکه این مقادیر مختلف مدل هدف و مدل ذرات نامزد هدف قابل قیاس باشند، این ضریب باید ساختاری متریک داشته باشد؛ بنابراین، از تابع فاصله باتاچاریا جهت بررسی میزان اختلاف بین دو توزیع به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \quad (38)$$

که این معیار برای هر توزیع دلخواه معتبر بوده، ساختاری متریک دارد و هرچه دو توزیع شباهت بیشتری به یکدیگر داشته باشند، مقدار آن به صفر میل می‌کند [۸].

۱-۱۵-۲. تابع درست‌نمایی مشاهده^۱

تابع درست‌نمایی مشاهده برای فرایند ردیابی در فیلتر ذره بسیار حیاتی است؛ چراکه موجب وزن‌دار شدن ذرات جهت ورود به مرحله بازنمونه‌برداری می‌شوند. این تابع به صورت زیر است:

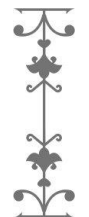
$$w^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (39)$$

d را از روی فاصله باتاچاریا جایگزین می‌کنیم که عددی بین صفر و یک است، σ نیز میزان واریانس در نظر گرفته شده، پارامتری تأثیرگذار، است جهت مقایسه مدل هدف با مدل نامزد که در شبیه‌سازی این مقاله ۰/۱ در نظر گرفته شده است [۸].

۱-۱۵-۳. نتیجه شبیه‌سازی [۲]

در این قسمت، عملکرد الگوریتم ارائه شده را با شبیه‌سازی نمایش می‌دهیم. فرض می‌کنیم دو هدف احتمالی در محیط دو بعدی یکسانی وجود دارند که از نقطه‌ای روی کره زمین به نقطه دیگری در حال پرواز هستند. یکی از اهداف، قدرت مانور بالا با کلاس C2 (جنگنده نظامی) و دیگری قدرت مانور پایین با کلاس C1 (هواپیمای مسافربری) دارد. هرکدام از کلاس‌ها می‌توانند در پنج حالت احتمالی قرار داشته باشند. محدودیت سرعت هر کلاس می‌تواند به فرم زیر بیان شود:

¹ Observation Likelihood



$$\begin{cases} c_1: \vartheta \in (100, 300)[\text{m/sec}] \\ c_2: \vartheta \in (150, 650)[\text{m/sec}] \end{cases}$$

همان‌طور که دیده می‌شود، این دو کلاس در بازه (150,300) هم‌پوشانی دارند. می‌توان توابع احتمال دامنه سرعت هر هدف را به‌صورت زیر تعریف کرد:

$$g(\vartheta_k^{c_1}) = \begin{cases} 0.8 & \text{if } \vartheta_k^{c_1} \leq 100 \\ 0.8 - \dots & \dots \\ 0.1 & \dots \end{cases} \quad p = \begin{bmatrix} 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.6 \end{bmatrix}$$

$$g(\vartheta_k^{c_2}) = \begin{cases} 0.1 - \dots & \dots \\ 0.1 & \dots \end{cases}$$

که $\emptyset = \sqrt{x^2 + y^2}$ اندازه سرعت است. ماتریس انتقال حالت در هر کلاس به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۲۱]:

جدول ۳: مقایسه زمان پردازش و متوسط زمان

طبق جدول ۳ زمان پردازش و متوسط زمان ردیابی الگوریتم ارائه‌شده با کامپیوتر مدل Core i7, 3.4GHz در نرم‌افزار متلب، کمتر از حالت چندفیلتر است.

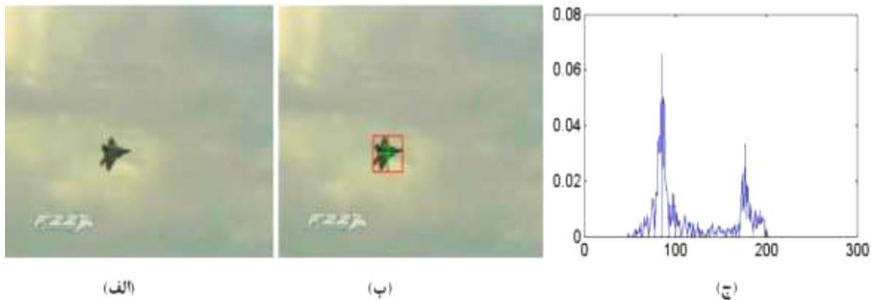
۱-۱۵-۴. شبیه‌سازی مدل

زمان پردازش (ثانیه)	متوسط زمان ردیابی	الگوریتم ردیابی
۳	۰/۰۰۰۶۸۱۱۱	روش پیشنهادی ($N_e = 5000$)
۱۰	۰/۰۷۶۹۷۲	روش Multi Filter

در تحقیقات انجام شده در [۱] نشان داده می‌شود که برای ردیابی جسمی با مانور زیاد از هواپیمای جنگنده F22 با 1703 فریم، که مانورهای حرکتی با تغییرات در جهت و زاویه به‌صورت تصادفی دارد، استفاده شده است. برای شروع فرایند ردیابی، در فریم اول، که قرار است ردیابی آغاز شود، پنجره مستطیلی روی هدف محاط کرده و با اعمال کرنل Epanechnikov متناسب با ابعاد پنجره احاطه‌کننده هدف، هیستوگرام وزن‌دار شده سطوح خاکستری، یعنی مدل هدف، به دست می‌آید [۱].

قسمت الف در شکل ۸، جسم مورد نظر را در فریم اول شروع ردیابی نشان می‌دهد؛ قسمت ب، پنجره محاط بر جسم مورد نظر را جهت تعیین مدل هدف نشان داده است؛ قسمت ج، هیستوگرام وزن‌دار شده سطوح خاکستری مدل هدف را، که نرمالیزه شده، با اعمال کرنل Epanechnikov نشان می‌دهد.

در فریم اول، ذرات $N=100$ را در مختصات مرکز جرم هدف مقداردهی اولیه نموده و برای فریم بعدی، که شروع ردیابی است، ذرات براساس مختصات هدف در فریم قبلی با اعمال نویز تصادفی در واریانس مشخص پیش‌گویی می‌شوند.



شکل ۸: الف. جسم موردنظر جهت ردیابی؛ ب. پنجره محاط بر هدف جهت تعیین مدل هدف؛ ج. هیستوگرام وزن‌دار شده و نرمالیزه‌شده مدل هدف [۱]

لازم به ذکر است که ابعاد حداکثر واریانس، سه برابر مستطیل احاطه‌کننده هدف است؛ هنگامی که هدف را از دست می‌دهد تا ده برابر بزرگ می‌شود و جستجو را ادامه می‌دهد تا هدف را بیابد که در این حالت زمان پردازش به‌طور طبیعی بالا می‌رود؛ بنابراین، همواره هدف را در احاطه دارد.

وزن همه ذرات نمونه انتخاب‌شده برابر با $1/N$ ($N=100$) خواهد شد. این موقعیت اولیه (x_0, y_0) وارد الگوریتم خوشه‌بندی می‌شود و طبق شکل، موقعیت نهایی جسم در هر فریم تعیین می‌شود. با تعیین مرکز جرم هدف در هر فریم، موقعیت‌های بالا، پایین، چپ و راست به دست می‌آیند و شعاع کرنل مناسبی برای فریم بعدی انتخاب می‌شود.

قسمت الف در شکل ۹ نحوه پراکندگی ذرات، با توجه به واریانس سه برابر بزرگ‌تر از پنجره احاطه‌کننده، جهت تعیین موقعیت جسم در فریم بعدی را نشان می‌دهد و قسمت ب نحوه تغییر مکان ذرات کم‌وزن‌تر به موقعیت ذرات با وزن بیشتر در مرحله بازنمونه‌برداری را نشان می‌دهد. در قسمت ج از شکل ۹ تخمین موقعیت اولیه جسم، پس از بازنمونه‌برداری فیلتر ذره، در فریم بعدی و در قسمت د تخمین موقعیت جسم، پس از مرحله MeanShift، نشان داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، تخمین موقعیت جسم در این مرحله به مرکز جرم هدف نزدیک‌تر است. در این مقاله، شبیه‌سازی با در نظر گرفتن ۱۰۰ ذره و سه برابر بزرگ‌تر بودن واریانس پراکندگی تصادفی ذرات از پنجره احاطه‌کننده هدف انجام شده است. با توجه به وزن ذرات، مرحله بازنمونه‌برداری به‌صورت وقتی در هر فریم تغییر می‌کند. شعاع کرنل نیز پس از تخمین نهایی موقعیت جسم، به‌صورت وقتی و متناسب با ابعاد هدف تغییر می‌کند. پس از مرحله بازنمونه‌برداری فیلتر ذره، تخمین موقعیت هدف در برخی فریم‌ها در



مرکز جرم هدف واقع نمی‌شود؛ بنابراین، شعاع کرنل نیز- که متناسب با تعیین موقعیت هدف به صورت وقتی تغییر می‌کند- دچار خطا در تعیین دقیق ابعاد جدید هدف می‌شود.
 شکل ۹: الگوهای الف. مرحله پراکندگی ذرات؛ ب. تغییر موقعیت ذرات پس از بازنمونه برداری؛



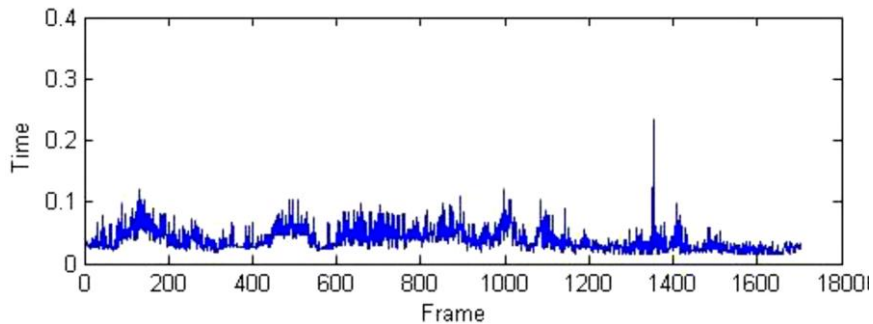
ج. تخمین موقعیت اولیه هدف پس از الگوریتم فیلتر ذره؛ د. تخمین نهایی موقعیت هدف پس از

[۱] MeanShift

شکل ۱۰: تغییرات وقتی شعاع کرنل متناسب با ابعاد هدف [۱]



شکل ۱۰ تعیین موقعیت جسم در برخی پیرابندهای منتخب را پس از بازنمونه برداری فیلتر ذره نشان می‌دهد؛ همان طور که مشاهده می‌شود، تعیین موقعیت در مرکز جرم هدف واقع نشده است.



شکل ۱۱: زمان پردازش هر فریم با الگوریتم ترکیبی بازنمونه برداری فیلتر ذره و MeanShift

۶. نتیجه گیری

از تحقیقات انجام شده به نتایج زیر می‌رسیم:

۱. ردیابی هدف براساس فیلتر ذره‌ای؛ مهارتی خاص و تخصص کافی در امر انجام مراحل ردیابی اهداف است.



۲. روش‌های متعدد ردگیری هدف با الگوریتم‌های متفاوتی وجود دارند؛ اما فیلتر ذره‌ای عملکرد مناسب‌تری دارد.
۳. فیلتر ذره‌ای از مؤثرترین روش‌های ردیابی است؛ از ویژگی‌های منحصر به فرد این روش در تصمیم‌گیری و ردیابی به‌وسیله‌ی تعداد محدودی ذره است و می‌توان از نحوه‌ی نتیجه‌گیری از این سامانه براساس مشاهدات سود برد.
۴. به‌طور کلی، از فیلترهای ذره‌ای برای ردیابی اهداف در محیط ردیابی اهدافی استفاده می‌شود که معمولاً ویژگی‌های قوی غیرخطی و غیرگوسی داشته باشند. برای ردیابی هدف مشکلی بیشتر از فیلترهای غیرخطی و غیرگوسی استفاده می‌شود.
۵. فیلتر ذره‌ای، چند نمونه از تغییرات شعاع کرنل را در برخی فریم‌ها نمایش می‌دهد که الگوریتم، به‌خوبی مقیاس هدف را می‌یابد و در برابر چرخش هدف بسیار مقاوم است؛ چراکه چرخش هدف می‌تواند با تغییر شکل، تغییر رنگ (یا سطح خاکستری) و تغییر اندازه همراه باشد که هرکدام به‌نوبه‌ی خود مشکل‌آفرین هستند.
۶. در ردیابی هدف براساس فیلتر ذره‌ای، مرحله‌های مذکور و به‌روزرسانی، مدل هدف، مدل ذرات نامزد هدف، تابع درست‌نمایی مشاهده، ضریب باتاچاریا، مدل شبیه‌سازی و ... ارائه شدند که اهمیت ویژه‌ای در تخمین سیستم‌های غیرخطی-غیرگوسی دارند؛ در فیلتر ذره‌ای کلاسیک، فرایند نمونه‌برداری مجدد سبب کاهش تنوع ذرات و دقت تخمین‌ها می‌شود که خود مشکل است. برای رفع این مشکل و افزایش سازگاری، از فیلتر ذره‌ای بهبودیافته‌ی مبتنی بر محاسبات نرم استفاده می‌شود؛ در این فیلتر، نمونه‌برداری با استفاده از الگوریتم تقاضل تکاملی بهبود داده شده است.
۷. فیلتر ذره‌ای چندین فرضیه را به‌طور هم‌زمان دنبال می‌کند و آن‌ها را وزن می‌کند؛ با توجه به شباهت آن‌ها و مدل هدف ردگیری چندهدفه از فیلتر ذره‌ای استفاده می‌شود.
۸. ردیابی و فقی اجسام متحرک براساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلتر ذره‌ای و Meanshift و دقت در تشخیص مرکز جرم هدف و ردیابی موقعیت آن در فریم‌های متوالی و ویدئویی از مسائل مهم در پردازشگر محسوب می‌شوند. دقت تغییرات و فقی شعاع کرنل نیز خود موجب افزایش دقت الگوریتم ردیابی می‌شود.
۹. بر اساس دو الگوریتم بازنمونه‌برداری فیلتر ذره و الگوریتم ترکیبی باز نمونه‌برداری فیلتر ذره‌ای و MeanShift و بهره‌گیری از تخمین چگالی کرنل با شعاع متغیر جهت به دست آوردن هیستوگرام وزن‌دار شده مدل هدف و مدل نامزد هدف، شبیه‌سازی در نرم‌افزار متلب انجام شد. هدف، ردیابی و تخمین کلاس اهداف مانوردار به‌صورت هم‌زمان است. نتایج- در شرایطی که تغییرات اندازه، زاویه چرخش و تغییرات تصادفی در جهت حرکت مدل هدف بسیار زیاد بود- دقت بالای الگوریتم ترکیبی باز نمونه‌برداری فیلتر ذره‌ای و MeanShift را نسبت به الگوریتم باز نمونه‌برداری فیلتر ذره نشان می‌دادند.

۱۰. هدف با توجه به کلاس خود با یکی از فیلترها تطبیق می‌یابد. می‌توان نشان داد که استفاده از تعداد بیشتر مدل‌ها لزوماً باعث افزایش کارایی الگوریتم ردیابی نمی‌شود و افزایش بار محاسباتی را به دنبال دارد؛ به همین دلیل - برخلاف الگوریتم‌های مرسوم ارائه شده تاکنون که فیلتر مجزایی برای هر کلاس در نظر می‌گیرند - کلاس هدف در این مقاله تنها با استفاده از یک فیلتر ذره‌ای تخمین زده می‌شود که منجر به کاهش چشمگیر حجم محاسبات و افزایش دقت می‌شود.

۱۱. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم مذکور به خوبی کلاس هدف را تشخیص می‌دهد. در ادامه می‌توان با توجه به پیشرفت فناوری ذخیره داده و با گنجاندن مسئله داده کاوی در حوزه ردیابی در شبکه‌های حسگر همراه با نویز و کلاتر، دسته بندی و ردیابی هم‌زمان را بررسی نمود.

۱۲. فیلترهای ردیاب ذرات مبتنی بر رنگ می‌توانند کارآمد باشند و تغییرات اجسام صلب و متحرک سریع را تحت ظاهرهای مختلف با موفقیت کنترل کنند؛ علاوه بر این، اشیا می‌توانند با پردازش چندین فرضیه خوب ردیابی در موارد انسداد یا سردرگمی باشند. محدودیت رویکرد مذکور ردیاب ممکن است زمانی که شیئی را به سرعت تغییر می‌دهد، گم کند که این نقص توسط فیلترهای ذره‌ای برطرف می‌شود.

۱۳. در تحقیقات انجام شده، فیلتری ذره‌ای با حاشیه‌ای بهبودیافته ارائه شده است که سبب افزایش دقت، ایجاد تنوع میان ذرات و سازگاری می‌شود. فیلتر ارائه شده روی توزیع حاشیه‌ای انجام می‌شود و ابعاد نمونه برداری با زمان افزایش می‌یابد؛ به علاوه، نمونه برداری با استفاده از الگوریتم تفاضلی تکاملی بهبود داده شده است. برتری استفاده از فیلتر ذره‌ای حاشیه‌ای تفاضلی نسبت به فیلتر ذره‌ای، عملکرد آن در اصطلاح واریانس وزن پراهمیت، دقت تخمین و سازگاری است.

- [۱] عبیری، عقیل و محمدرضا محزون. «ردیابی و فقی اجسام متحرک براساس الگوریتم ترکیبی بازنمونه‌برداری فیلتر ذره و MeanShift». هوش محاسباتی در مهندسی برق. ۶ (۴)، (زمستان ۱۳۹۴)، ص ۱۸-۱.
- [۲] حسینی، سید نصرالله، حائری، محمد و حمید خالوزاده. «تخمین هم‌زمان حالت و دسته‌بندی یک سیستم دینامیکی با استفاده از فیلتر ذره‌ای و مدل‌های چندگانه متعامل برای ردیابی هدف مانوردار». مجله کنترل. ۱۲ (۴)، (زمستان ۱۳۹۷)، ص ۱۵-۲۲.
- [۳] هاوونگی، رمضان. «فیلتر ذره‌ای بهبودیافته مبتنی بر محاسبات نرم با کاربرد در ردیابی هدف». مجله علمی-پژوهشی رایانش نرم و فناوری اطلاعات. ۷ (۲)، (پیاپی ۲)، (پاییز و زمستان ۱۳۹۷)، ص ۱۶-۲۸.
- [4] Hongxia Chu, Kejun Wang and Xianglei Xing. "Target Tracking via Particle Filter and Convolutional Network" Hindawi Journal of Electrical and Computer Engineering Volume 2018, Article ID 5381962, 9 pages Received 3 June 2017; Revised 17 August 2017; Accepted 14 November 2017; Published 9 January 2018.
- [5] Sun L Q, Li Y Y. "Multi-target pig tracking algorithm based on joint probability data association and particle filter"; 14(4): 199–207. Int J Agric & Biol Eng, 2021.
- Reza Jilil Mozhdehi, Yevgeniy Vladimirovich Reznichenko, Abubakar Siddique, Henry P. Medeiros.
- [6] Reza Jilil Mozhdehi, Yevgeniy Vladimirovich Reznichenko, Abubakar Siddique, Henry P. Medeiros. "Deep Convolutional Particle Filter with Adaptive Correlation Maps for Visual Tracking". e-Publications@Marquette. 2018.
- [7] Xu, Xinxin Wang, Shihong Duan, Jiawang Wan. "Spatial-temporal constrained particle filter for cooperative target tracking" Cheng 2018. School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, China, Shunde Graduate School, University of Science and Technology Beijing, China, Beijing Key Laboratory of Knowledge Engineering for Materials Science, China
- [8] Katja Nummiaro¹, Esther Koller-Meier², and Luc Van Gool^{1,2, 1}. "Object Tracking with an Adaptive Color-Based Particle Filter" Katholieke Universiteit Leuven, ESAT/VISICS, Belgium, Swiss Federal Institute of Technology (ETH), D-ITET/BIWI, Switzerland
- [9] Chengzhen Zhang, Yang Yang, Yuanming Ding. Journal of Physics: Conference Series. "Research on underwater target tracking based on Gaussian Hermitian Kalman Particle Filter Algorithm". College of Information Engineering, Dalian University, Dalian 116622, China. 1748 (2021) 032037.
- [10] Tianzhu Zhang¹. Changsheng Xu¹, Ming-Hsuan Yang³. "Multi-task Correlation Particle Filter for Robust Object Tracking". National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese,



Academy of Sciences, University of Chinese Academy of Sciences 3
University of California at Merced

[11] B. Han, "Adaptive Kernel Density Approximation and its Applications to RealTime Computer Vision" Doctor of Philosophy Dissertation, 2005.

[12] Y. Cheng, "Mean shift, mode seeking, and clustering" IEEE Trans. on Patt. Anal. and Mach. Intell. 17 (8) 790–799, 1995.

[13] R. T. Collins, "Mean-shift Blob Tracking through Scale Space" Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'03), IEEE, June. 2003.

[14] D. D. Liang, Q. Huang, S. Jiang, H. Yao, W. Gao, "MeanShift Blob Tracking With Adaptive Feature Selection and Scale Adaptation" in Proc. IEEE, 2007.

[15] O. Hlinka, F. Hlawatsch, and P. M. Djurić, "Likelihood consensus-based distributed particle filtering with distributed proposal density adaptation" Available online: arXiv:1109.6191v1 [stat.AP], Sep. 2011.

[16] O. Hlinka, O. Slučiak, F. Hlawatsch, P. M. Djurić, and M. Rupp, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering." Available online: arXiv:1108.6214v1 [stat.AP], Aug. 2011.

[17] M. Gao, H. Zhang, "Sequential Monte Carlo methods for parameter estimation in nonlinear state-space models" in Proc. ScienceDirect, March. 2012.

[18] Changjiang Yang, Ramani Duraiswami and Larry Davis. "Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter". Department of Computer Science, Perceptual Interfaces and Reality Laboratory. University of Maryland, College Park, MD 20742, USA.