

ارائه الگوریتم ردگیری هدف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با رعایت بهینگی مصرف توان با استفاده از کوانتیزاسیون مشاهدات

مرتضی سپه‌وند^۱، علی ناصری^{۲*}، میثم رییس دانایی^۳، محمدحسین خانزاده^۴

۱- دانشجوی دکتری، ۲- دانشیار، ۳- استادیار، ۴- دانشیار، دانشگاه جامع امام حسین^(ع)

(دریافت: ۹۶/۰۵/۱۱، پذیرش: ۹۶/۱۱/۰۴)

چکیده

روش‌های متوسط اجماعی به دلیل تحمل‌پذیری خطای بالا، دقت ردگیری و مقیاس‌پذیری مناسب از متداول‌ترین روش‌های ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم هستند. اما این روش‌ها به علت ایجاد سربار مخابراتی بالا، بهره‌وری انرژی و پهنای باند مناسبی را در این شبکه‌ها ندارند. الگوریتم ردگیری پیشنهادی با استفاده از خوشه‌بندی پویا (بر مبنای باند کرامر- رانوسین) و کوانتیزاسیون وفقی مشاهدات، تعداد حسگرهای درگیر و سربار اطلاعاتی تبادل شده شبکه را کاهش می‌دهد. از سوی دیگر الگوریتم مذکور از ترکیب روش چندجانبه و فیلتر ذره‌ای برای ردگیری هدف بر اساس اطلاعات کوانتیزه دریافتی بهره می‌جوید. این موضوع باعث شده است که در عین کاهش دقت مشاهدات ارسالی به میزان ۵۰ درصد (۴ بیت)، خطای ردگیری فقط ۱۰ درصد نسبت به الگوریتمی که در آن از کوانتیزاسیون استفاده نشده است بالاتر باشد.

واژه‌های کلیدی: شبکه حسگر بی‌سیم، ردگیری هدف، کوانتیزاسیون، فیلتر کالمن توسعه‌یافته، فیلتر ذره‌ای، باند کرامر- رانو پسین.

۱- مقدمه

اندازه‌گیری‌های انجام‌شده بر اساس سطح سیگنال دریافتی است. از این تخمین برای تعیین سرگروه بعدی و بیدارسازی گره‌های حسگر مؤثر در ردگیری هدف استفاده می‌شود. در این شبکه‌ها الگوی تشعشع گره‌های حسگری به‌صورت شبه‌کروی است. این موضوع سبب می‌شود تخمین فاصله فقط از سطح سیگنال دریافتی امکان‌پذیر بوده و تخمین جهت سیگنال میسر نباشد. لذا روش تشخیص فاصله از تک گره به همین روش محدود می‌شود. در بسیاری از مقالات نویسندگان فرض را بر این قرار داده‌اند که گره حسگر می‌تواند موقعیت هدف را استخراج نماید [۴-۲] که این موضوع با توجه به محدودیت‌های شبکه حسگر بی‌سیم که صرفاً قادر به اندازه‌گیری فاصله هستند، منتفی است.

روش‌های متوسط اجماعی^۳ بی‌زین، یکی از بهترین روش‌های ردگیری اهداف در شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌باشند [۳، ۹-۵]. رویکرد عمده در تخمین مکان با استفاده از مشاهدات نمونه‌برداری شده، استفاده از تخمین گره‌هایی برحسب معیار حداقل خطای میانگین مربعی^۴ است.

در سال‌های اخیر توجه زیادی به حوزه ردگیری اهداف با استفاده از شبکه‌های حسگر بی‌سیم شده است. شبکه‌های متداول ردگیری عمدتاً متکی بر شبکه‌های راداری هستند، اما مزایا و برتری‌هایی شبکه‌های حسگر بی‌سیم مانند امکان نمونه‌برداری در درون حوزه عملیات، عدم وجود محدودیت دیدگاه^۱، هزینه پایین و امکان تداخل و شنود کم باعث شده است که این سامانه‌ها در صحنه نبرد علی‌الخصوص نبردهای نامتقارن و غیر معمول کارآمدی بیشتری را ارائه دهند [۱]. تحقیقات جدی در این خصوص در موسسه DARPA^۲ [۱] منجر به کارگیری وسیع این سامانه‌ها در جنگ افغانستان توسط نیروی‌های ناتو و ایجاد امنیت بالایی در عقبه عملیاتی نیروهای عمل‌کننده آمریکا در این کشور شد.

مهم‌ترین موضوع در ردگیری هدف در شبکه حسگر بی‌سیم، تخمین موقعیت و جهت حرکت هدف با استفاده از

* رایانامه نویسنده مسئول: anaseri@ihu.ac.ir

3- Average Consensus
4- Mmse Optimal Estimators

1- Line of Sight
2- Defense Advanced Research Programs Agency

رویکرد عمده در تخمین مکان با استفاده از مشاهدات نمونه‌برداری شده استفاده از تخمین گره‌هایی برحسب معیار حداقل خطای میانگین مربعی^۲ بازگشتی، همچون EKF^۳، UKF^۴ و PF^۵ است. در بسیاری از مراجع از فیلتر ردگیر کالمن توسعه یافته (و یا ترکیباتی از آن سایر روش‌ها) استفاده شده است [۲، ۴، ۱۵-۱۱]. این موضوع نیز در مورد فیلتر ذره‌ای نیز مصداق دارد [۱۹-۱۶] این دو روش از پرکاربردترین فیلترهای ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم هستند. اما مشکل این روش‌ها در این است که معمولاً در ردگیری اهداف به تنهایی روش‌های زیر بهینه محسوب می‌شوند.

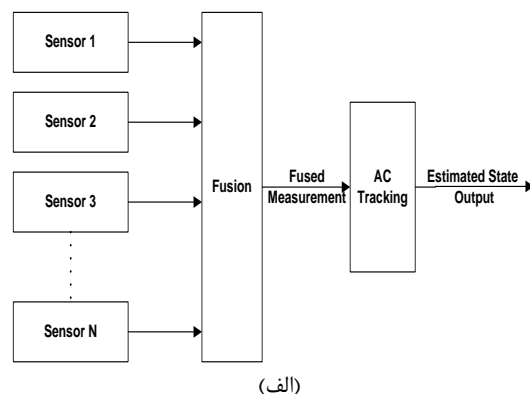
استفاده از روش‌های ترکیبی برای جبران زیر بهینگی روش‌های ردگیری معمول در بسیاری از مقالات مورد توجه است. در [۲۰] به منظور جبران زیر بهینگی روش ردگیری EKF، الگوریتمی را که مبتنی بر ترکیب روش ML^۶ و فیلتر کالمن استاندارد ارائه می‌شود. در این مقاله که در آن وجود نویزهای ضرب‌شونده و جمع‌شونده و حرکت غیرخطی هدف از فرض‌های ورودی است، از روش ML برای تخمین مکان اولیه هدف و حذف اثرات غیرخطی در اندازه‌گیری فاصله استفاده نموده و سپس با استفاده از الگوریتم فیلتر کالمن استاندارد به تخمین مسیر هدف می‌پردازد. این مقاله سپس در بخش نتیجه‌گیری به مقایسه خطای ردگیری با استفاده از روش ارائه‌شده و فیلتر کالمن توسعه‌یافته پرداخته است.

در [۳] نوعی روش متوسط اجماعی توزیع‌شده بر اساس فیلتر ذره‌ای در یک شبکه حسگر بی‌سیم تنک^۷ با هدف ارائه روشی بهینه برای محدود ساختن خطای متوسط اجماعی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم تنک بیان شده است. در این روش اطلاعات دریافتی از فیلترهای ذره‌ای محلی وزن‌دهی شده و در نهایت یک اجماع کلی از این حسگرها به‌عنوان اجماع بهینه خروجی مدنظر قرار می‌گیرد.

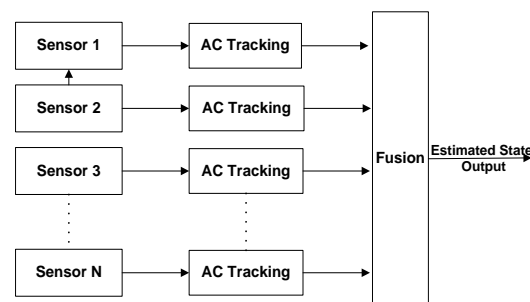
در [۲۱] یک الگوریتم توزیع‌شده برای تخمین مسیر حرکت هدف درون یک شبکه دودویی^۸ با توزیع یکسان و منظم حسگرها ارائه شده است. در این مقاله تخمین سرعت هدف متحرک در حرکت صرفاً روبه‌جلو، بر اساس زمان دیده شدن هدف توسط هر حسگر شبکه شکل می‌گیرد. این روش ردگیری هدف، بر اساس ردگیری گره‌های حس‌کننده صورت می‌گیرد. این روش در

همچنین با توجه به ماهیت پراکندگی حسگرها در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، دو نوع پردازش [۱۰] می‌تواند صورت پذیرد:

۱. پردازش با استفاده از ترکیب اندازه‌گیری‌ها توزیع‌شده بر اساس روش متوسط اجماعی
 ۲. پردازش با استفاده از ترکیب بردار حالت توزیع‌شده بر اساس روش متوسط اجماعی
- این دو روش در شکل (۱) نمایش داده شده است.



(الف)



(ب)

شکل (۱): روش‌های ترکیب داده بر اساس فیلتر متوسط اجماعی (الف) ترکیب اندازه‌گیری‌ها، (ب) ترکیب بردار حالت

در شکل (۱) در بلوک AC Tracking الگوریتم ردگیری و در بلوک Fusion ادغام اطلاعات (مشاهدات ارسالی حسگرها در روش اول و بردار حالت در روش دوم) صورت می‌پذیرد. در این شکل مشاهده می‌شود با توجه به اینکه در روش اول الگوریتم ردگیری در مرکز ردگیری انجام می‌شود، از محدودیت‌های سخت‌افزاری گره‌های حسگر تأثیر نمی‌پذیرد و در نتیجه پیاده‌سازی الگوریتم‌های ردگیری با محدودیت خاصی مواجه نیست. همچنین با توجه به اینکه در این روش تعداد بیشتری مشاهده برای تخمین‌گر موجود است، تخمین پارامترهای هدف با دقت بیشتری امکان‌پذیر خواهد بود. لذا در این مبحث، روش اول به‌عنوان روش پایه کاربردی این مقاله برگزیده می‌شود.

همان‌گونه که بیان شد در روش‌های متوسط اجماعی^۱ بیزین،

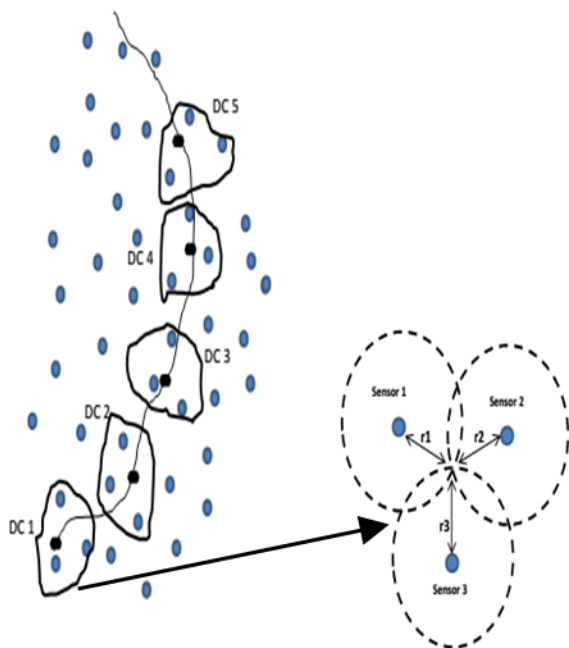
2- MMSE Optimal Estimators
3- Extended Kalman Filter
4- Unscented Kalman Filter
5- Particle Filter
6- Maximum Likelihood
7- Spars
8- Binary Network

1- Average Consensus

۲. در عمل با توجه به محدودیت باتری و توان محاسباتی پیاده‌سازی فیلترهای ردگیری متوسط اجماعی در هر گره حسگر بر اساس روش ترکیب بردار حالت امکان‌پذیر نیست.

۳. در بسیاری از مراجع مذکور (به‌استثنای مرجع [۲۳])، بدون توجه به مبحث بهینگی مصرف انرژی، تلاش‌ها در راستای کاهش خطای ردگیری است و توجهی به این پارامتر مهم (که تعیین‌کننده عمر شبکه است) نمی‌شود.

در این مقاله برای رفع این مشکلات، الگوریتمی ارائه می‌شود که ترکیبی از خوشه‌بندی پویا بر مبنای PCRLB، موقعیت‌یابی چندجانبه^۸ و فیلتر متوسط اجماعی (شامل دو روش فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر ذره‌ای) و کوانتیزاسیون مشاهدات است. در این الگوریتم پس از تشکیل یک خوشه پویا در حوالی هدف بر اساس معیار PCRLB، با توجه به مشاهدات فقط مبتنی بر فاصله^۹ با استفاده از روش چندجانبه موقعیت اولیه هدف استخراج شده و با اجرای الگوریتم کوانتیزاسیون، اطلاعات مشاهدات با حداقل تعداد بیت مناسب (برای بهینگی مصرف توان) به مرکز ادغام اطلاعات ارسال می‌شود. در این مرکز با اجرای الگوریتم ردگیری متوسط اجماعی، موقعیت آینده و مسیر هدف پیش‌بینی شده و متناسب با آن خوشه پویای جدید جهت بیدارسازی گره‌هایی که هدف به سمت آن‌ها حرکت می‌کند تعیین می‌گردد. این الگوریتم تا پایان مأموریت ردگیری تکرار خواهد شد (شکل ۲).



شکل (۲): شمای روش پیشنهادی ردگیری در سامانه حسگر بی‌سیم

محیط‌های مواجهه با پدیده چندمسیره^۱ و به‌دلیل محوشوندگی^۲ ناشی از آن خوب عمل نمی‌کند و لذا صرفاً برای شبکه‌های با چگالی بسیار بالای گره‌ها قابل استفاده است.

در [۲۲] روش ردگیری مبتنی بر مشاهدات کوانتیزه‌شده، فیلتر ذره‌ای به‌عنوان الگوریتم ردگیری مرکزی^۳ و ارائه شده است. این روش ردگیری را بدون استفاده از روش‌های خوشه‌بندی^۴ متداول در ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم انجام می‌دهد. ایراد مهم این موضوع افزایش سطح تبادل ارتباطات و کاهش بهینگی مصرف انرژی و پهنای باند است. در واقع این روش به‌علت استفاده از اطلاعات کل حسگرها قابلیت استفاده در شبکه‌های محدود و در ابعاد کم را دارد و قابل تعمیم به شبکه‌های بزرگ با تعداد حسگر بالا نیست.

مرجع [۲۳] به معرفی روشی برای خوشه بندی پویا^۵ برای ردگیری بر اساس مشاهدات کوانتیزه شده و الگوریتم VF^۶ می‌پردازد. هدف اصلی این مقاله کاهش سربار مصرفی انرژی در شبکه بر اساس انتخاب بهترین دسته حسگرهای ردگیر، با معیار ترکیبی فاصله از هدف و انرژی باقیمانده در حسگر است. با توجه به وجود پدیده چند مسیره‌گی و اینکه خطای ردگیری با فاصله از هدف افزایش می‌یابد [۲۴] این روش زیر بهینه خواهد بود. از سوی دیگر از آنجایی که باند کرامر- رانو پسین (PCRLB)^۷ حد پایین واریانس خطای تخمین غیر بایاس برای تخمین حالت یک هدف نامشخص را می‌دهد [۲۴] می‌توان بهترین حسگرها را برای ارائه مشاهدات با کمترین خطای ممکن انتخاب کرد.

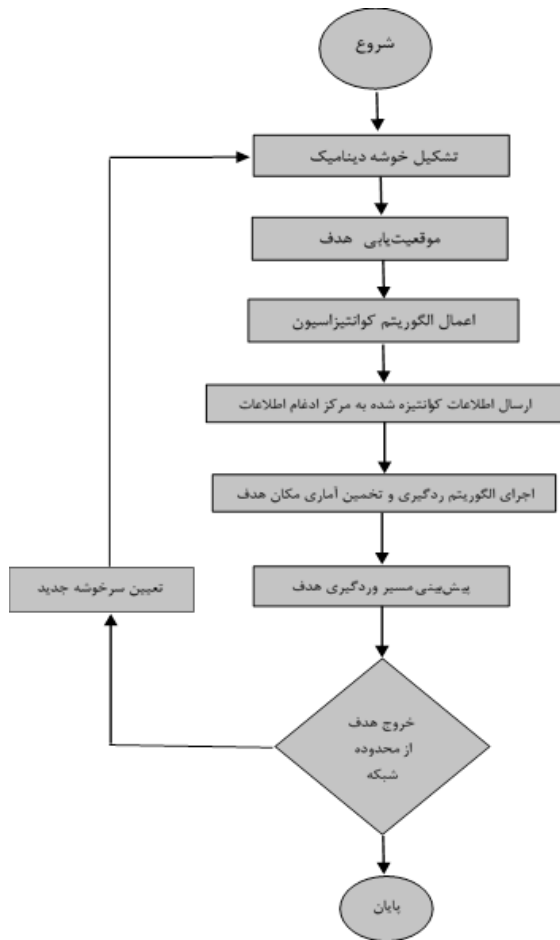
در موارد مذکور و در بسیاری از مراجع مطرح دیگر در این زمینه مانند [۲، ۱۳-۱۱، ۲۷-۲۵]، غالباً سه نکته اساسی قابل بررسی است:

۱. تمام روش‌های متوسط اجماعی مانند فیلتر کالمن و مشتقات آن نیاز به موقعیت‌یابی اولیه هدف دارند. همان‌گونه که در قبل بیان شد هر گره حسگر به‌تنهایی و بدون کمک همسایگان خود نمی‌تواند مکان هدف را استخراج نماید و این در حالی است که در بسیاری از این مقالات فرض بر این قرار گرفته است که هر گره می‌تواند موقعیت هدف را تخمین بزند که در این موضوع بر اساس فقط برد بودن مشاهدات فرض صحیحی نیست و صرفاً گره می‌تواند فقط فاصله از هدف را تخمین بزند و قادر به تخمین جهت و زاویه نیست.

- 1- Multipath
- 2- Fading
- 3- Centralize
- 4- Clustering
- 5- Dynamic Clustering
- 6- Variational Filter
- 7- Posterior Cramer-Rao Lower Band

- 8- Multi-Lateration
- 9- Range-Only

چهارم روابط حاکم بر فیلتر ردگیری و مدل حرکتی هدف ارائه و در بخش پنجم الگوریتم ترکیبی پیشنهادی شبیه‌سازی شده است. در بخش ششم با معرفی الگوریتم پیشنهادی، اثر مشاهدات کوانتیزه شده در سطوح مختلف بررسی و سطح مناسب کوانتیزاسیون برای کاهش مصرف انرژی شبکه (با لحاظ کاهش حداقل دقت ردگیری در الگوریتم برتر) تعیین و نتایج ارائه می‌شوند.



شکل (۳): نمودار بلوکی روش پیشنهادی ردگیری در سامانه حسگر بی‌سیم

۲- بیان مسئله

۲-۱- معماری شبکه

در شبکه‌های حسگر بی‌سیم معمولاً به علت عدم دسترسی به محیط ردگیری حسگرها به صورت کاملاً تصادفی با توزیع یکنواخت^۱ پخش می‌شوند. بر اساس اصول شبکه‌های حسگر بی‌سیم، مکان جغرافیایی حسگرها در ابتدای پیکربندی شبکه پخش شده، تعیین می‌شود. موقعیت هر حسگر در شبکه مشخص

بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل (۳) نمایش داده شده است. در این روش ردگیری کوانتیزاسیون مشاهدات تلفیقی حسگرها مسئله بسیار مهمی است زیرا که با توجه به محدودیت پهنای باند و توان مصرفی باید تعداد بیت‌های ارسالی حداقل باشد. مسئله توان مصرفی به علت اینکه تعیین‌کننده میزان عمر شبکه است، از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد. همان‌گونه که در مرجع [۲۸] نشان داده شده است، سطح توان مصرفی باتری به ازای هر بیت ارسالی ۱۰ برابر هر بیت محاسبه می‌باشد. این مقادیر به ترتیب ۵۰ nJ به ازای هر بیت ارسالی و ۵ nJ به ازای هر بیت محاسباتی در این مرجع ذکر شده‌اند. از سوی دیگر میزان خطای میانگین مربعی (MSE)^۱ تخمین مکان هدف با تعداد بیت‌های ارسالی مرتبط است و با کاهش تعداد آن‌ها، مقدار آن افزایش می‌یابد. لذا میزان و نحوه کوانتیزاسیون اطلاعات از جمله پرسش‌هایی است که باید در طی انجام این مقاله به آن پاسخ داده شود. بنابراین، هدف این مقاله کاهش تعداد بیت‌های ارسالی در کنار کاهش قابل قبول MSE است. در کل نوآوری‌های الگوریتم ترکیبی ارائه شده را می‌توان به شرح زیر بیان کرد:

- ۱) کاهش مصرف توان با استفاده از خوشه‌بندی پویا بر اساس PCRLB و محدودسازی تعداد حسگرهای به‌کارگیری شده و کوانتیزاسیون مشاهدات
- ۲) مشاهدات فقط مبتنی بر فاصله (Range-Only) و استخراج مختصات کارترین هدف با استفاده از روش چند جانبه (Multilateration)
- ۳) کاهش محدود میزان خطای تخمین با وجود کاهش زیاد حجم مشاهدات کوانتیزه (با وجود کاهش ۵۰ درصدی دقت مشاهدات، دقت ردگیری کمتر از ۱۰ درصد کاهش می‌یابد). علت مهم این موضوع انتخاب بهترین حسگرهای ممکن با معیار PCRLB و ارائه ورودی اولیه نسبتاً دقیق توسط ترکیب مشاهدات حداقل سه حسگر به ورودی فیلتر ردگیر است که سبب شده است الگوریتم نسبت به کاهش دقت مشاهدات تا حدود زیادی مقاوم باشد.

با وجود میزان خطای ردیابی مشابه، میزان چگالی بر سطح حسگرهای مورد استفاده در این مقاله کمتر از روش‌های مشابه است (۱/۶ چگالی حسگرهای [۲۳] و ۱/۳ چگالی حسگرهای [۲۲])

نحوه نگارش این مقاله به این صورت است: در بخش دوم معماری شبکه و مدل هدف و در بخش سوم نحوه شکل‌گیری خوشه پویا و انتخاب حسگرهای فعال تشریح می‌گردد. در بخش

خصوص ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم چندان کارآمد نباشند. برای رفع این مشکلات می‌توان تنها حسگرهایی که مشاهدات باکیفیت بهتری دارند را انتخاب نمود. در اینجا با توجه به وقوع پایه^۱ بودن ساختارهای نوین شبکه‌های حسگر بی‌سیم می‌توان مشاهدات را صرفاً به محدوده وقوع هدف محدود کرد. در این حالت از تعداد کل حسگرهایی که می‌توانند هدف را مشاهده نمایند، ۳ حسگر با استفاده از باند کرامر- راثو را انتخاب می‌شود. از آنجایی که این باند حد پایین واریانس خطای تخمین غیر بایاس برای تخمین حالت یک هدف نامشخص را می‌دهد [۲۴] می‌توان بهترین حسگرها را برای ارائه مشاهدات با کمترین خطای ممکن انتخاب کرد.

باند کرامر- راثو برای ماتریس کوواریانس خطای بردار حالت \mathbf{x} برابر معکوس ماتریس اطلاعات فیشر \mathbf{J}_k (FIM)^۲ است.

$$\mathbf{C}_k = E \{ (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \} \geq \mathbf{J}_k^{-1} \quad (3)$$

که در آن، $\hat{\mathbf{x}}_k$ تخمین بردار \mathbf{x}_k می‌باشد. محاسبه ماتریس اطلاعات فیشر نیاز به محاسبات بالایی دارد. با این وجود می‌توان به‌صورت بازگشتی آن را محاسبه نمود [۱۶، ۲۴].

$$\mathbf{J}_{k+1} = \mathbf{D}_k^{33} - \mathbf{D}_k^{12} (\mathbf{J}_k + \mathbf{D}_k^{11})^{-1} \mathbf{D}_k^{12} + \mathbf{J}_k^z \quad (4)$$

که در آن:

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_k^{11} &= E \{ -\nabla_{\mathbf{x}} \nabla_{\mathbf{x}} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \} = \mathbf{F}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{F} \\ \mathbf{D}_k^{12} &= E \{ -\nabla_{\mathbf{x}} \nabla_{\mathbf{x}} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \} = [\mathbf{D}_k^{21}]^T = -\mathbf{F}^T \mathbf{Q}^{-1} \\ \mathbf{D}_k^{33} &= E \{ -\nabla_{\mathbf{x}} \nabla_{\mathbf{x}} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \} = \mathbf{Q}^{-1} \\ \mathbf{J}_k^z &= \sum_{j=1}^N E \{ -\nabla_{\mathbf{x}} \nabla_{\mathbf{x}} \ln p_j(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) \} \approx \sum_{j=1}^N E \{ \mathbf{H}_j^T(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_j(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \} \end{aligned} \quad (5)$$

هستند. در اینجا $\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)$ ژاکوبین تابع برداری غیرخطی $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ می‌باشد. ریشه حداقل خطای میانگین مربعات خطا^۳ (RMSE) تخمین‌گر غیر بایاس $\hat{\mathbf{x}}_k(m)$ ، مؤلفه m بردار حالت \mathbf{x}_k ، در شرط زیر صدق می‌کند.

$$\sqrt{E [\hat{\mathbf{x}}_k(m) - \mathbf{x}_k(m)]^2} \geq b_k(m) \quad (6)$$

که در آن، $b_k(m)$ ، امین مؤلفه قطری ماتریس \mathbf{J}_k^{-1} است.

از آنجایی که به‌طور مرسوم در ردگیری هدف به دنبال حداقل کردن خطای مکان هدف هستیم، یک معیار مناسب برای انتخاب حسگر به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود [۱۶].

است و هر حسگر تنها می‌تواند هدف را در محدوده به شعاع محدودی ببیند [۲۹]. با توجه به پخش شدن کاملاً تصادفی حسگرها در ساختار شبکه، روش ردگیری هدف مانور دار در این حالت قابلیت توسعه و تعمیم را در شبکه‌های مشابه (با توزیع منظم یا گوسی) را خواهد داشت.

۲-۲- مدل هدف و مدل مشاهدات

در صورتی که سیستم خطی و نویز سیستم نیز گوسی باشد، معادلات حالت به فرم کلی زیر قابل بیان می‌باشند:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (1)$$

بردارهای $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$ و $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$ نویز گوسی سفید با میانگین صفر با ماتریس‌های کوواریانس \mathbf{Q} و \mathbf{R} هستند. بردار مختصات هدف \mathbf{x}_k به‌صورت $[\mathbf{x}'(k), \mathbf{v}_x'(k), \mathbf{y}'(k), \mathbf{v}_y'(k)]^T$ بوده و ماتریس‌های \mathbf{Q} ، \mathbf{G} ، \mathbf{F} و \mathbf{R} در حالت کلی می‌توانند وابسته به زمان نیز باشند.

عنصر λ_m از تابع برداری غیرخطی $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ برحسب بردار \mathbf{x}_k به‌صورت $\sqrt{(x'(k) - x_j')^2 + (y'(k) - y_j')^2}$ است در نتیجه λ_m عنصر از بردار مشاهدات \mathbf{z}_k یعنی \mathbf{z}_j که معادل مشاهده دریافتی از حسگر j ام است، به‌صورت زیر مدل می‌شود.

$$z_j(k) = h_j(\mathbf{x}_k) + v_j(k) \quad (2)$$

$v_j(k)$ نویز مشاهدات دریافتی در حسگر j ام در زمان k است. برای دریافت مشاهدات کافی برای ردگیری لازم است تا بیش از یک حسگر انتخاب شوند. لذا با توجه به رهیافت موقعیتیابی چندگانه که در آن می‌بایست حداقل ۳ حسگر وجود داشته باشند، ۳ حسگر برتر بر اساس معیار PCRLB انتخاب می‌شوند تا موقعیتیابی هدف انجام گیرد [۳۰].

۳- الگوریتم انتخاب حسگر و تعیین خوشه پویا

یکی از مهم‌ترین چالش‌های موجود در شبکه‌های حسگر بی‌سیم متمرکز حجم محاسبات بالا است. زیرا لازم است تمام حسگرها مشاهدات خود را به یک ادغام‌گر مرکزی ارسال کنند که این موضوع سبب ایجاد بار مخابراتی بالایی می‌شود. با توجه به محدودیت پهنای باند و توان مصرفی باید حجم مشاهدات ارسالی حداقل باشد. در این خصوص مسئله توان مصرفی به علت اینکه تعیین‌کننده میزان عمر شبکه است، از اهمیت خاصی برخوردار می‌باشد. همچنین نیاز به پهنای باند وسیع برای جلوگیری از تداخل میان مشاهدات از الزامات ارسال تمام مشاهدات است. این موضوع سبب می‌شود الگوریتم‌های طراحی شده بر این پایه در

1- Event Base
2- Fisher Information Matrix
3- Root Mean Square Error

تا هریک از گره‌های حسگر به صورت زیر قابل اندازه‌گیری است:

$$(x_u - x_i)^2 + (y_u - y_i)^2 = r_i^2, i=1,2,3 \quad (8)$$

برای این کار بهتر است دسته معادلات خطی را بر اساس (x_u, y_u) را بنویسیم. برای این کار لازم است مقادیر x_u^2, y_u^2 را حذف نماییم. برای این کار کافی است که معادله سوم را از دو معادله قبلی کسر نمود:

$$\begin{aligned} & (x_u - x_1)^2 - (x_u - x_3)^2 + (y_u - y_1)^2 - (y_u - y_3)^2 \\ &= r_1^2 - r_3^2 \\ & (x_u - x_2)^2 - (x_u - x_3)^2 + (y_u - y_2)^2 - (y_u - y_3)^2 \\ &= r_2^2 - r_3^2 \end{aligned} \quad (9)$$

پس از مرتب‌سازی معادلات داریم:

$$\begin{aligned} & 2(x_3 - x_1)x_u - 2(y_3 - y_1)y_u \\ &= (r_1^2 - r_3^2) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) \\ & 2(x_3 - x_2)x_u - 2(y_3 - y_2)y_u \\ &= (r_2^2 - r_3^2) - (x_2^2 - x_3^2) - (y_2^2 - y_3^2) \end{aligned} \quad (10)$$

معادلات فوق را به راحتی می‌توان به صورت یک ماتریس خطی بیان نمود:

$$\begin{aligned} & 2 \begin{pmatrix} x_3 - x_1 & y_3 - y_1 \\ x_3 - x_2 & y_3 - y_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_u \\ y_u \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} (r_1^2 - r_3^2) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) \\ (r_2^2 - r_3^2) - (x_2^2 - x_3^2) - (y_2^2 - y_3^2) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

که می‌توان آن را به صورت معادله خطی زیر نوشت:

$$Ax = b \quad (12)$$

معادله فوق نوعی معادله فوق دترمینان^۱ است. در این نوع دستگاه معادلات خطی، هنگامی مقدار میانگین خطای مربعی حداقل خواهد بود که در آن زوج (x_u, y_u) مقدار $\|Ax - b\|_2^2$ (که برابر نرم دوم یعنی جذر مجموع مربعات است) را حداقل نمایند. از آنجایی که برای هر ماتریس v رابطه $\|v\|_2^2 = v^T v$ برقرار است، لذا خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \|Ax - b\|_2^2 &= (Ax - b)^T (Ax - b) \\ &= x^T A^T Ax - 2x^T A^T b + b^T b \end{aligned} \quad (13)$$

حداقل سازی مقدار بالا به منزله حداقل سازی میانگین مربعات خواهد بود. با صفر قرار دادن مشتق جزئی^۲ تابع بر حسب x خواهیم داشت:

$$2A^T Ax - 2A^T b = 0 \Leftrightarrow A^T Ax = A^T b \quad (14)$$

$$b_k = \max \{b_k(x(1)), b_k(x(3))\} \quad (7)$$

که در آن، $b_k(x(1))$ و $b_k(x(3))$ به ترتیب RMSE بعدهای x و y هدف می‌باشند. ماتریس اطلاعات فیشر وابسته به توزیع اولیه تابع حالت موقعیت $P(x_0)$ است که در این حالت، توزیع اولیه گوسی با کوواریانس C_0 است $J_0 = C_0^{-1}$ می‌باشد.

انتخاب بهترین حسگر با معیار فوق یک مسئله ترکیبی است که نیاز به حجم محاسبات بالایی دارد. با توجه به این موضوع به منظور کاهش حجم محاسبات الگوریتم زیر پیشنهاد می‌گردد.

فلوچارت (۱): الگوریتم انتخاب حسگر با معیار PCRLB

- ۱- پارامترهای ورودی: B تعداد حسگرهایی که هدف در میدان دید آن‌هاست، M حداکثر تعداد حسگرهایی که مجاز هستند انتخاب شوند و آستانه γ_{th} حداقل خطای میانگین مربعی می‌باشد.
- ۲- پارامترهای خروجی: N تعداد حسگرهای انتخاب شده، A مجموعه اندیس‌های حسگرهای انتخاب شده.
- ۳- $S = \{1, \dots, B\}$ و $A = \{\emptyset\}$ و $N = 0$
- ۴- محاسبه b_k برای $N = N + 1$ حسگر (N) تا از آن‌ها مربوط به حسگر انتخابی مرحله قبل (و حسگرهای مجموعه S .
- ۵- انتخاب حسگری که کمترین b_k را می‌دهد. این حسگر با اندیس j مشخص می‌شود.
- ۶- حذف حسگر انتخابی از مجموعه S به صورت $S = S - \{j\}$
- ۷- $A = A \cup \{j\}$ ، $N = N + 1$
- ۸- چک کردن معیار ادامه الگوریتم (آیا $N \leq M$ و $b_k < \gamma_{th}$ اگر بلی برو به مرحله ۴ در غیر این صورت توقف الگوریتم

۴- مدل مشاهدات و موقعیت‌یابی

همان‌گونه که ذکر شد در شبکه‌های حسگر بی‌سیم همچنین با توجه به اینکه این حسگرها فقط توانایی محاسبه فاصله خود از هدف را دارا هستند نمی‌توانند به تنهایی موقعیت کارترین هدف را استخراج نمایند. لذا می‌بایست از ترکیب مشاهدات حسگرها هدف موقعیت‌یابی گردد. برای این موضوع باید حداقل ۳ حسگر در اشتراک مشاهدات شرکت نمایند تا بتوان از روش سه‌جانبه موقعیت‌دکارتی هدف را استخراج نمود. در اینجا تعداد ۳ حسگر در یک خوشه پویا که بر اساس معیار PCRLB انتخاب شده‌اند در روند موقعیت‌یابی اولیه اهداف شرکت می‌نمایند. ($N=3$)

فرض کنید که ۳ گره حسگر که دارای مختصات مشخص (x_i, y_i) ، ($i = 1, 2, 3$) هستند. هدفی با مختصات نامعلوم (x_u, y_u) در میدان دید این حسگرها وارد می‌شود که فواصل آن

1- Overdetermined

2- Gradient

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \quad (22)$$

که ماتریس بهره فیلتر کالمن نامیده می‌شود. در صورتی که معادلات حالت، غیرخطی باشند می‌توان از الگوریتم فیلتر کالمن گسترش‌یافته^۲ (EKF) استفاده نمود. در الگوریتم EKF با استفاده از بسط سری تیلور در ابتدا حالت سیستم به فرم خطی تقریب و سپس با استفاده از KF حالت سیستم تخمین زده می‌شود. به عبارت دیگر توابع $\mathbf{h}_k(\mathbf{x})$ و $\mathbf{f}_k(\mathbf{x})$ به صورت زیرخطی سازی می‌شوند [۳۲].

$$\hat{\mathbf{F}}_k = \left. \frac{d\mathbf{f}_k(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_k = \left. \frac{d\mathbf{h}_k(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}} \quad (24)$$

که در آن $\hat{\mathbf{F}}_k$ و $\hat{\mathbf{H}}_k$ خطی سازی شده توابع غیرخطی \mathbf{f}_k و \mathbf{h}_k هستند.

ب - فیلتر ذره‌ای

در سال‌های اخیر فیلتر ذره‌ای^۳ (PF) مطرح گردیده است که ایده اصلی در این الگوریتم استفاده از نمونه‌های تصادفی وزن‌دهی شده به منظور تخمین تابع احتمال پسین می‌باشد [۳۳].

به طور کلی حالت یک هدف توسط رابطه غیرخطی زیر مدل می‌شود.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (25)$$

که \mathbf{f}_k یک تابع غیرخطی است که فضای $\mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_v}$ را به فضای \mathbf{R}^{n_x} نگاشت می‌کند. \mathbf{v}_{k-1} نویز i.i.d و n_x, n_v به ترتیب ابعاد بردارهای حالت و نویز می‌باشند. مقصود اصلی، ردگیری و تخمین بردار حالت \mathbf{x}_k از روی بردار مشاهده زیر است:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \quad (26)$$

که در آن، $\mathbf{h}_k: \mathbf{R}^{n_x \times n_n} \rightarrow \mathbf{R}^{n_z}$ به طور کلی تابعی غیرخطی و

\mathbf{w}_k نویز i.i.d اندازه‌گیری شده می‌باشد. به خصوص در ردگیری هدف، تخمین \mathbf{x}_k بر اساس تمام داده‌های $\mathbf{z}_{1:k} = \{\mathbf{z}_i, i=1, \dots, k\}$ است. در الگوریتم‌های بیزین مسئله ردگیری محاسبه احتمال قطعیت حالت \mathbf{x}_k با فرض داده‌های $\mathbf{z}_{1:k}$ است. بنابراین، لازم است تابع چگالی $\mathbf{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ محاسبه شود که معمولاً $\mathbf{p}(\mathbf{x}_0 | \mathbf{z}_0) = \mathbf{p}(\mathbf{x}_0)$ فرض می‌شود.

با حل معادلات فوق مقدار بردار \mathbf{x} که نمایشگر مکان تقریبی کارترین هدف است به دست می‌آید.

۵- الگوریتم ردگیری

الف- فیلتر کالمن

به منظور بررسی روش‌های مختلف ردگیری ابتدا باید مدل سیستم مورد بررسی را مشخص گردد. به طور کلی حالت یک هدف توسط رابطه غیرخطی زیر مدل می‌شود [۳۱].

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \quad (16)$$

که در آن، \mathbf{f}_k یک تابع غیرخطی است که فضای $\mathbf{R}^{n_x} \times \mathbf{R}^{n_w}$ را به فضای \mathbf{R}^{n_x} نگاشت می‌کند. \mathbf{w}_{k-1} نویز i.i.d و n_x, n_w به ترتیب ابعاد بردارهای حالت و نویز می‌باشند. هدف از این الگوریتم، ردگیری و تخمین بردار حالت \mathbf{x}_k از روی بردار مشاهده زیر است.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (17)$$

که در آن، $\mathbf{h}_k: \mathbf{R}^{n_x \times n_n} \rightarrow \mathbf{R}^{n_z}$ به طور کلی تابعی غیرخطی مشاهدات و \mathbf{v}_k نویز i.i.d اندازه‌گیری شده است. هر دو نویز \mathbf{v}_k و \mathbf{w}_{k-1} نویز گوسی با میانگین صفر و واریانس واحد می‌باشند.

در صورتی که سیستم خطی و نویز سیستم نیز گوسی باشد، معادلات حالت به فرم زیر قابل بیان می‌باشند [۳۲]:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (18)$$

بردارهای \mathbf{v}_k و \mathbf{w}_k به ترتیب نویزهای گوسی سفید با میانگین صفر مشاهدات و حالت هستند. ماتریس‌های کوواریانس بردارهای مذکور به ترتیب \mathbf{R} و \mathbf{Q} هستند. در صورتی که ابهامی در خصوص منشأ داده‌ها وجود نداشته باشد، بردار حالت تخمین زده شده و ماتریس کوواریانس آن به صورت زیر به دست می‌آیند.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{W}_k \tilde{\mathbf{z}}_k \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{S}_k \mathbf{W}_k' \quad (20)$$

که در آن، \mathbf{S}_k ماتریس کوواریانس بردار نوآوری^۱ است که برابر است با

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}' + \mathbf{R} \quad (21)$$

و بردار نوآوری به صورت زیر تعریف می‌گردد.

در سناریوهایی که تنها لازم است مقدار فعلی بردار حالت را تخمین زد، می‌توان ساده‌سازی زیر را انجام داد

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (33)$$

در صورتی که $N_s \rightarrow \infty$ نشان داده می‌شود که تقریب فوق به مقدار درست تابع احتمال پسین در رابطه (۲۲) میل می‌کند. شمای کلی الگوریتم فیلتر ذره‌ای به صورت زیر است:

فلوجارت (۲): الگوریتم فیلتر ذره‌ای

PF algorithm

Inputs $\{w_{k-1}^i, x_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$, outputs $\{w_k^i, x_k^i\}_{i=1}^{N_s}, \tilde{x}$

For $i=1:N_s$

Draw $x_k^i \sim q(x_k | z_{1:k}, z_k)$

$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$

End

Estimate state vector $\tilde{x} = \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i x_k^i$

یکی از مهم‌ترین مشکلات الگوریتم PF پدیده انحطاط^۳ است. به عبارت دیگر پس از چند تکرار ضرایب وزن‌دهی تمام ذره‌ها به جز یکی به صفر نزدیک می‌شوند. برای سنجش میزان انحطاط پارامتری به نام تعداد نمونه‌های مؤثر N_{eff} ، تعریف می‌شود، که برابر است با:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (w_k^i)^2} \quad (34)$$

که در آن، w_k^i ضرایب وزن‌دهی نرمالیزه شده می‌باشند. توجه داریم که $N_{eff} \leq N_s$ و هرچه N_{eff} کوچک‌تر باشد بیانگر انحطاط بیشتر است. معمولاً برای جلوگیری از پدیده انحطاط از روش بازنمونه‌برداری استفاده می‌کنند [۳۲]. ایده اساسی در باز-نمونه‌برداری برای غلبه بر پدیده انحطاط، حذف ذره‌هایی است که ضریب وزنی کمتری دارند و تنها ذره‌های با ضرایب بزرگ نگه‌داشته می‌شوند. ذره‌هایی که وزن آن‌ها بیشتر است، پس از نمونه‌برداری مجدد بیشتر تکرار می‌شوند. به عبارت دیگر ذره‌های

تابع چگالی احتمال $p(x_k | z_{1:k})$ در دو مرحله زیر محاسبه می‌شود:

- (۱) پیش‌بینی^۱
- (۲) به‌روزرسانی^۲

در مرحله پیش‌بینی، با فرض این‌که $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ را داریم مقدار $p(x_k | z_{1:k-1})$ از رابطه زیر پیش‌بینی می‌شود.

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (27)$$

هنگامی که در زمان k وقتی که سنجش z_k دریافت می‌شود، حالت سیستم به صورت زیر به‌روزرسانی می‌شود:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (28)$$

که در آن:

$$p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k \quad (29)$$

حل تحلیلی روابط فوق در حالت کلی امکان‌پذیر نیست. به‌منظور حل تقریبی روابط فوق می‌توان از فیلتر ذره‌ای استفاده نمود. ایده اصلی در فیلتر ذره‌ای تقریب تابع چگالی پسین با نمونه‌های تصادفی وزن‌دهی شده به صورت زیر است.

$$p(z_k | z_{1:k-1}) = \int p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k \quad (30)$$

که در آن، $\{x_{0:k}^i, i=0, \dots, N_s\}$ نمونه‌های انتخاب‌شده به صورت تصادفی و $\{w_k^i, i=1, \dots, N_s\}$ ضرایب نرمالیزه شده وزن‌دهی باشند. نحوه انتخاب وزن‌ها و نمونه‌ها مبتنی بر قضیه نمونه‌برداری تصادفی است [۳۴]. ضرایب وزن‌دهی با توجه قضیه نمونه‌برداری تصادفی به صورت زیر به محاسبه می‌شوند.

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (31)$$

که در آن، $q(x_{0:k}^i | z_{1:k})$ تابع چگالی اهمیت است. همچنین رابطه فوق قابل نمایش به فرم بازگشتی زیر است:

$$w_k^i \propto \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i) p(x_{0:k-1}^i | z_{1:k-1})}{q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{1:k}) q(x_{0:k-1}^i | z_{1:k-1})} \quad (32)$$

$$= w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{0:k-1}^i, z_{1:k})}$$

فلوچارت (۴): الگوریتم فیلتر خود راه‌انداز

Bootstrap Filter Algorithm

Inputs $\{\mathbf{w}_{k-1}^i, \mathbf{x}_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$, outputs $\{\mathbf{w}_k^i, \mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^{N_s}, \tilde{\mathbf{X}}$

For $i=1:N_s$

Draw $\mathbf{x}_k^i \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$

$\mathbf{w}_k^i \propto \mathbf{w}_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$

End

$\mathbf{w}_k^i = \frac{\mathbf{w}_k^i}{\text{sum}(\mathbf{w}_k^i)}$ (normalization step)

Compute N_{eff}

If $N_{\text{eff}} < N_T$ (usually $N_T = 0.5N_s$)

Resample from (Resampling Algorithm)

End

estimate state vector $\tilde{\mathbf{X}} = \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{w}_k^i \mathbf{x}_k^i$

۶- شبیه‌سازی الگوریتم ردگیری

در این بخش عملکرد الگوریتم‌های ردگیری فیلتر کالمن توسعه‌یافته و فیلتر ذره‌ای با داده‌های کوانتیزه شده را مورد بررسی قرار می‌دهیم. معادله حالت سیستم به‌صورت سرعت ثابت با شتاب زاویه‌ای ثابت ω به‌صورت زیر است.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{G}\mathbf{v}_k \quad (37)$$

که در آن:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} & \frac{\cos(\omega T) - 1}{\omega} \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(\omega T)}{\omega} & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} \\ 0 & 0 & \cos(\omega T) & \sin(\omega T) \\ 0 & 0 & \sin(\omega T) & \cos(\omega T) \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

شکل (۴) مسیر شبیه‌سازی و ردگیری با فیلتر ترکیبی کالمن توسعه‌یافته و پالایه ترکیبی ذره‌ای (هر دو فیلتر با روش چندجانبه در یک خوشه پویا ترکیب شده‌اند) را نشان می‌دهد. در این شبیه‌سازی تعداد ۶۰۰ حسگر در مساحت 62500 m^2 به

جدید طوری انتخاب می‌شوند که داشته باشیم:

$$p(\mathbf{x}_k^{i*} = \mathbf{x}_k^j) = \mathbf{w}_k^j \quad (35)$$

که در آن، i^* اندیس ذره جدید است. الگوریتم‌های باز نمونه‌برداری سامانمند [۳۵] که نسبت به سایر روش‌های دیگر محاسباتی کمتری دارد، در فلوچارت زیر آورده شده است.

فلوچارت (۳): الگوریتم باز نمونه‌برداری سامانمند

Resampling Algorithm

Inputs: $\{\mathbf{x}_k^i, \mathbf{w}_k^i\}_{i=1}^{N_s}$, Outputs: $\{\mathbf{x}_k^{i*}, \mathbf{w}_k^{i*}, i^*\}_{j=1}^{N_s}$

Initialize the CDF (cumulative density function): $c_1 = 0$

For $i=2:N_s$

Construct CDF: $c_i = c_{i-1} + \mathbf{w}_k^i$

End

Start at the bottom of the CDF: $i = 1$

Draw a starting point $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$

For $j=1:N_s$

Move along the CDF: $u_j = u_1 + \frac{(j-1)}{N_s}$

While $u_j > c_i$

$i = i + 1$

End

Assign the weight: $\mathbf{w}_k^j = N_s^{-1}$

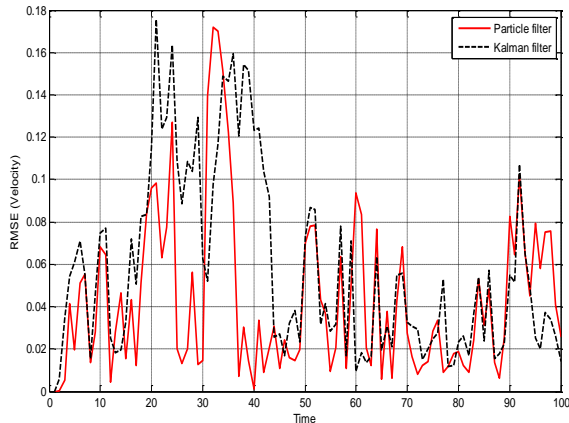
Assign parent $i^j = i$

End

به‌منظور سادگی تابع چگالی اهمیت را به‌صورت زیر در نظر می‌گیرند.

$$q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i) \frac{dy}{dx} \quad (36)$$

در صورت انتخاب وزن‌ها از رابطه $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ و ذره‌ها از رابطه $w_k^i \propto w_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$ نامیده می‌شود. الگوریتم فیلتر خود راه‌انداز در فلوچارت (۴) آورده شده است.



شکل (۶): خطای تخمین سرعت

۷- ردگیری با استفاده از مشاهدات کوانتیزه شده

در عمل به دلیل محدودیت پهنای باند و توان مصرفی امکان ارسال مشاهدات به صورت آنالوگ وجود ندارد و حسگرها باید قبل از ارسال داده‌ها را کوانتیزه نمایند. با کوانتیزه کردن مشاهدات بخشی از اطلاعات موجود در مشاهدات از بین می‌رود که در این صورت باعث افت عملکرد الگوریتم ردگیری می‌گردد. هر حسگر به صورت محلی مشاهدات دریافتی خود را از محیط پیرامون $y(n)$ به R بیت کوانتیزه می‌کند که معادل با سطح $L=2^R-1$ کوانتیزاسیون است. نمایش مشاهدات کوانتیزه به صورت زیر است:

$$b(n) = \begin{cases} 0 & \gamma_0 < y(n) < \gamma_1 \\ 1 & \gamma_1 < y(n) < \gamma_2 \\ \vdots & \\ L-1 & \gamma_{L-1} < y(n) < \gamma_L \end{cases} \quad (41)$$

که در آن، γ_i آستانه سطح کوانتیزاسیون است و فرض می‌شود $\gamma_0 = -\infty$ و $\gamma_L = \infty$.

ردگیری با داده‌های کوانتیزه شده با استفاده از فیلتر کالمن در دو مرحله زیر صورت می‌گیرد [۳۶]:

۱. پیش‌بینی

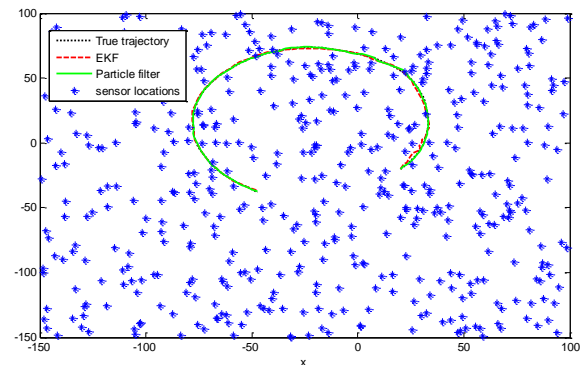
$$p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{b}_{1:n-1}] = \int p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{x}(n-1), \mathbf{b}_{1:n-1}] p[\mathbf{x}(n-1) | \mathbf{b}_{1:n-1}] dx(n-1) \quad (42)$$

۲. به‌روزرسانی

$$p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{b}_{1:n}] = \frac{p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{b}_{1:n-1}] \Pr\{b(n) | \mathbf{x}(n), \mathbf{b}_{1:n-1}\}}{\Pr\{b(n) | \mathbf{b}_{1:n-1}\}} \quad (43)$$

که در آن:

صورت تصادفی پخش شده‌اند. در این سیستم فرض شده است که در هر لحظه حداکثر ۱۰ حسگر می‌تواند انتخاب شود و همچنین تعداد ذره‌های فیلتر ذره‌ای برابر ۲۰۰۰ در نظر گرفته شده است.



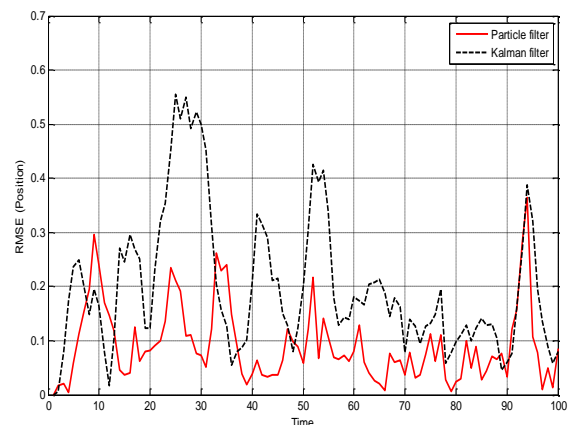
شکل (۴): مسیر شبیه‌سازی شده ردگیری با فیلتر ذره‌ای و کالمن توسعه یافته

بردار حالت و بردار نویز $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$ و $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$ نویز گوسی سفید با میانگین صفر با ماتریس‌های کوواریانس \mathbf{Q} و \mathbf{R} به صورت زیر می‌باشند:

$$\mathbf{R} = 10^{-3} \mathbf{I}, \mathbf{Q} = 10^{-3} \mathbf{I} \quad (39)$$

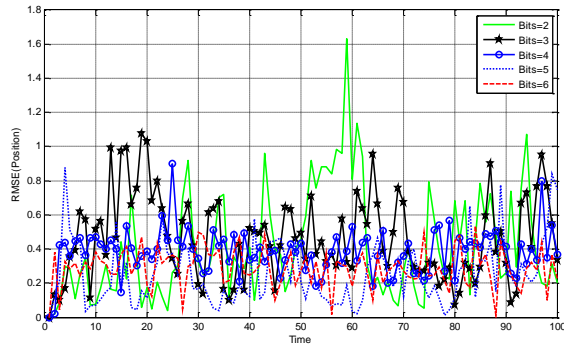
دیده می‌شود که هر دو الگوریتم به علت دریافت موقعیت‌یابی اولیه مناسب از روش چندجانبه در خوشه پویا، هدف شبیه‌سازی را به خوبی دنبال می‌کنند. شکل (۵) خطای میانگین مربعی مکان و شکل (۶) خطای تخمین سرعت را نشان می‌دهند. با مقایسه دو روش به وضوح دیده می‌شود که فیلتر ذره‌ای عملکرد بهتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته دارد.

$$\mathbf{x}_k(t) = \begin{bmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \\ y_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} \quad (40)$$

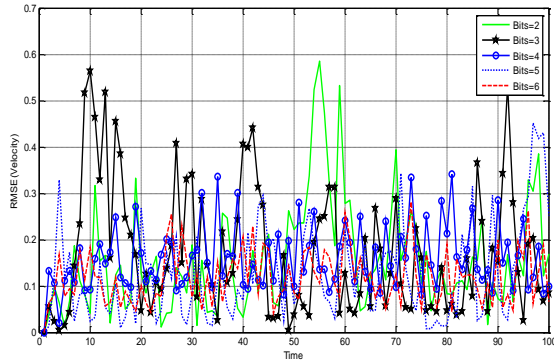


شکل (۵): خطای تخمین مکان

دریافت و ردگیری با فیلتر ذره‌ای صورت می‌گیرد. با مشاهده شکل (۷) و (۸) (که نتیجه ۱۹۲ بار تکرار الگوریتم است) مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد بیت‌های خطا نیز کاهش می‌یابد.



شکل (۷): خطای تخمین مکان روش پیشنهادی به‌ازای تعداد بیت مختلف



شکل (۸): خطای تخمین سرعت روش پیشنهادی به‌ازای تعداد بیت مختلف

همچنان که در جدول (۱) دیده می‌شود که با افزایش تعداد بیت به بیش از چهار، خطای میانگین مربعی تغییرات آن در حد ۱۰ درصد باقی می‌ماند، لذا تعداد ۴ بیت در این سناریو کافی است و در مقایسه با مشاهدات ۸ بیتی منجر به کاهش ۵۰ درصدی مصرف انرژی باتری و افزایش میزان عمر شبکه می‌گردد.

جدول (۱): میانگین خطا برحسب میزان کوانتیزاسیون

تعداد بیت	میانگین RMSE مکان (m)	میانگین RMSE سرعت (m/s)
۲	۰/۴۰۵۰	۰/۲۵۲
۳	۰/۲۲۷	۰/۲۴۲
۴	۰/۱۳۵	۰/۱۵۴
۵	۰/۱۲۷	۰/۱۴۵
۶	۰/۱۲۲	۰/۱۴۲

در جدول (۲) مقایسه‌ای می‌ماییم نتایج حاصله از این مقاله و مرجع [۲۳] به عمل آمده است. از آنجایی که در این مرجع نتایج

$$\Pr\{b(n) = i | \mathbf{x}(n), \mathbf{b}_{1:n-1}\} = Q\left[\frac{\gamma_i - \hat{y}_{k|k-1}}{\sqrt{\sigma_v^2}}\right] - Q\left[\frac{\gamma_{i+1} - \hat{y}_{k|k-1}}{\sqrt{\sigma_v^2}}\right] \quad (44)$$

9

$$\Pr\{b(n) = i | \mathbf{b}_{1:n-1}\} = Q\left[\frac{\gamma_i}{\sigma_{\hat{y}_{k|k-1}}}\right] - Q\left[\frac{\gamma_{i+1}}{\sigma_{\hat{y}_{k|k-1}}}\right] = Q[\Delta_i(n)] - Q[\Delta_{i+1}(n)] \quad (45)$$

که در آن:

$$Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (46)$$

با جایگذاری روابط فوق داریم

$$\hat{\mathbf{x}}(n | \mathbf{b}_{1:n}) = \hat{\mathbf{x}}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) + \alpha_i(n) \frac{\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n}) \mathbf{h}(n)}{\sqrt{\mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n}) \mathbf{h}(n) + \sigma_v^2}} \quad (47)$$

$$\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n}) = \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) - \beta_i(n) \frac{\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n) \mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1})}{\mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n) + \sigma_v^2}$$

9

$$\alpha_i(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{e^{-\Delta_i^2(n)/2} - e^{-\Delta_{i+1}^2(n)/2}}{Q[\Delta_i(n)] - Q[\Delta_{i+1}(n)]} \quad (48)$$

$$\beta_i(n) = \alpha_i^2(n) - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\Delta_i(n) e^{-\Delta_i^2(n)/2} - \Delta_{i+1}(n) e^{-\Delta_{i+1}^2(n)/2}}{Q[\Delta_i(n)] - Q[\Delta_{i+1}(n)]}$$

که در اینجا، $\mathbf{h}(n)$ ماتریس هسین مشاهدات است. از آنجایی که عمل کوانتیزاسیون یک عملگر غیرخطی است، لذا یک درجه به غیرخطی بودن مدل مشاهدات افزوده شده و باعث می‌شود که فیلتر کالمن عملکرد مناسبی نداشته باشد. بدین منظور می‌توان از فیلتر ذره‌ای به منظور ردگیری هدف با مشاهدات کوانتیزه شده استفاده نمود که در بخش ۶، نشان داده شد عملکرد به مراتب بهتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته دارد. به منظور پیاده‌سازی فیلتر ذره‌ای کافی است که ضرایب از روی تابع توزیع احتمال زیر به‌روزرسانی نمود [۳۷].

$$p(\mathbf{b}(n) | \mathbf{x}(n)) = \prod_{i=1}^N \Pr\{b_i(n) | \mathbf{x}(n)\} \quad (49)$$

که در آن، $\mathbf{b}(n) = [b_1(n), \dots, b_N(n)]$ مشاهدات دریافتی کوانتیزه شده از N حسگر می‌باشند.

در سناریوی بعدی اثر تعداد بیت‌ها را در مورد این الگوریتم که آن را به اختصار DCPFT^۱ می‌نامیم، مورد بررسی قرار می‌دهیم. در این سناریو مشاهدات به‌ازای تعداد بیت مختلف

۹- مراجع

- [1] A. Arora, P. Dutta, S. Bapat, V. Kulathumani, H. Zhang, V. Naik, et al., "A line in the sand: a wireless sensor network for target detection, classification, and tracking," *Computer Networks*, vol. 46, pp. 605-634, 2004.
- [2] A. Nadeau, M. Hassanaliagh, G. Sharma, and T. Soyata, "Energy awareness for supercapacitors using Kalman filter state-of-charge tracking," *Journal of Power Sources*, vol. 296, pp. 383-391, 2015.
- [3] W. Tang, G. Zhang, J. Zeng, and Y. Yue, "Information weighted consensus-based distributed particle filter for large-scale sparse wireless sensor networks," *IET Communications*, vol. 8, pp. 3113-3121, 2014.
- [4] X. Hu, Y.-H. Hu, and B. Xu, "Generalised Kalman filter tracking with multiplicative measurement noise in a wireless sensor network," *Signal Processing, IET*, vol. 8, pp. 467-474, 2014.
- [5] H. Zhu, "Distributed Tracking, Decoding, and Demodulation Using Wireless Sensor Networks," University of Minnesota, 2009.
- [6] Y. Zhou and J. Li, "Distributed sigma-point Kalman filtering for sensor networks: Dynamic consensus approach," in *Systems, Man and Cybernetics, 2009. SMC 2009. IEEE International Conference on*, pp. 5178-5183, 2009.
- [7] H. Long, Z. Qu, X. Fan, and S. Liu, "Improved average consensus scalable algorithm of target tracking for wireless sensor network," in *Control and Decision Conference (CCDC), 2012 24th Chinese*, pp. 3336-3341, 2012.
- [8] A. A. Abbasi and M. Younis, "A survey on clustering algorithms for wireless sensor networks," *Computer communications*, vol. 30, pp. 2826-2841, 2007.
- [9] M. Talasila, S. Fu, and Y. Wan, "Energy conservative distributed average consensus through connected dominating set," in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2015 IEEE*, pp. 843-848, 2015.
- [10] Y. Zhou, J. Xu, and Y. Jing, "Comparison of centralized multi-sensor measurement and state fusion methods with ensemble Kalman filter for process fault diagnosis," in *Control and Decision Conference (CCDC), 2010 Chinese*, pp. 3302-3307, 2010.
- [11] G.-r. Bian, H.-h. Zhang, F.-c. Kong, J.-R. Cao, and H.-Y. Shi, "Research on Warehouse Target Localization and Tracking Based on KF and WSN," *Sensors & Transducers* pp. 1726-5479, 2014.
- [12] P. Chen, H. Ma, S. Gao, and Y. Huang, "Modified Extended Kalman Filtering for Tracking with Insufficient and Intermittent Observations," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 501, p. 981727, 2015.
- [13] S. Fan, C. Sun, C. Yang, and B. Ye, "Fast distributed Kalman-Consensus filtering algorithm with local feedback regulation," in *Information and Automation, 2015 IEEE International Conference on*, pp. 2345-2350, 2015.
- [14] S. Wen, Z. Cai, and X. Hu, "Constrained Extended Kalman Filter for Target Tracking in Directional Sensor Networks," *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2015, 2015.
- [15] Q. Wen, Y. Zhou, L. Hu, J. Li, and D. Wang, "Comparison of filtering techniques for simultaneous localization and tracking," in *Estimation, Detection and Information Fusion (ICEDIF), 2015 International Conference on*, pp. 387-392, 2015.

شبیه‌سازی فقط بر اساس ۳ بیت کوانتیزاسیون ذکر شده است، نتایج بر این اساس مقایسه شده‌اند.

جدول (۲): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با نتایج مقاله مرجع [۲۳]

نام روش	تعداد بیت کوانتیزاسیون	چگالی حسگرها بر متر مربع	میانگین RMSE مکان (m)
DCPFT (پیشنهادی)	۳	۰/۰۰۹۶	۰/۲۲۷
RE-QVF ^۱	۳	۰/۰۵۵	۰/۲۲۱
PRO-QVF ^۲	۳	۰/۰۵۵	۰/۴۰۰۲
QVF - R ^۳	۳	۰/۰۵۵	۱/۴۸۱۲

مشاهده می‌شود که چگالی حسگرها بر سطح مربع در الگوریتم پیشنهادی ۵/۶ برابر کمتر از روش‌های RE-QVF و PRO-QVF است و همان‌گونه بیان شد خطای ردگیری با افزایش فاصله از هدف افزایش می‌یابد [۲۴]. این در حالی است که روش ترکیبی پیشنهادی دارای RMSE یکسان با روش RE-QVF و بهتر از روش‌های QVF-R و PRO-QVF است که این نشان‌دهنده بهبود روش ردگیری ترکیبی کوانتیزه پیشنهادی، در معیارهای خطای ردگیری و مقیاس پذیری است.

۸- نتیجه‌گیری

نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده کارآمدی الگوریتم پیشنهادی در هر دو الگوریتم مورد استفاده (فیلتر ذره‌ای و فیلتر کالمن توسعه‌یافته) در ردگیری هدف است. استفاده از حداکثر ۳ حسگر منتخب بر اساس روش PCRLB از تعداد کل حسگرها باعث محدود شدن مصرف انرژی در کل شبکه شده است. در این‌جا با توجه به خطای کمتر تخمین مکان هدف در فیلتر ذره‌ای و با توجه به غیر خطی بودن عملکرد الگوریتم کوانتیزاسیون، فیلتر ذره‌ای ردگیر دارای عملکرد مناسب‌تری است. نتایج حاصله نشان می‌دهد مشاهدات کوانتیزه ۴ بیتی به‌عنوان سطح مناسب کوانتیزاسیون در الگوریتم پیشنهادی، با کاهش تعداد بیت در مشاهدات ارسالی (به میزان ۵۰ درصد) به‌نحو مؤثری منجر به افزایش بهره‌وری مصرف انرژی و پهنای باند در سیستم می‌گردد. این کاهش تعداد بیت با توجه به کیفیت الگوریتم ترکیبی پیشنهادی، با حداکثر ۱۰ درصد افزایش خطای تخمین مکان و سرعت (به ازای ۵۰ درصد کاهش سربار مخابراتی)، می‌تواند به‌عنوان یک الگوریتم ردگیری با دقت بالا، بهره‌وری انرژی و پهنای باند مناسب مطرح باشد.

- 1- Reactive-Quantized Variational Filtering
- 2- Proactive-Quantized Variational Filtering
- 3- Range Constraint- Variational Filtering

- [27] X. Yang, W.-A. Zhang, L. Yu, and K. Xing, "Multi-rate distributed fusion estimation for sensor network-based target tracking," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, pp. 1233-1242, 2016.
- [28] M. Mirsadeghi and A. Mahani, "Energy efficient fast predictor for WSN-based target tracking," *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, vol. 70, pp. 63-71, 2015.
- [29] M. Davoodi Monfared, E. Delfaraz Pahlevanlo, S. Ghobadi Babi, and M. Masoori, "A centralized algorithm based on voronoi diagram for hole detection problem in Wireless Sensor Networks," *Journal Of Electronical & Cyber Defence*, vol. 5, 2017. (In Persian)
- [30] E. B. Mazomenos, J. S. Reeve, and N. M. White, "A range-only tracking algorithm for wireless sensor networks," in *Advanced Information Networking and Applications Workshops, 2009. WAINA'09, International Conference on*, pp. 775-780, 2009.
- [31] X. R. Li and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking, Part I. Dynamic models," *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, vol. 39, pp. 1333-1364, 2003.
- [32] B. P. Gibbs, "Advanced Kalman filtering, least-squares and modeling: a practical handbook," John Wiley & Sons, 2011.
- [33] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 50, pp. 174-188, 2002.
- [34] F. Liang, C. Liu, and R. Carroll, "Advanced Markov chain Monte Carlo methods," *learning from past samples* vol. 714: John Wiley & Sons, 2011.
- [35] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 50, pp. 174-188, 2002.
- [36] E. J. Msechu, A. Ribeiro, S. I. Roumeliotis, and G. B. Giannakis, "Distributed Kalman filtering based on quantized innovations," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 3293-3296, 2008.
- [37] E. Masazade, R. Niu, and P. K. Varshney, "Dynamic bit allocation for object tracking in wireless sensor networks," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, pp. 5048-5063, 2012.
- [16] M. Hernandez, T. Kirubarajan, and Y. Bar-Shalom, "Multisensor resource deployment using posterior Cramér-Rao bounds," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, pp. 399-416, 2004.
- [17] A. Keshavarz-Mohammadiyan and H. Khaloozadeh, "Interacting multiple model and sensor selection algorithms for manoeuvring target tracking in wireless sensor networks with multiplicative noise," *International Journal of Systems Science*, vol. 48, pp. 899-908, 2017.
- [18] J. Read, K. Achutegui, and J. Míguez, "A distributed particle filter for nonlinear tracking in wireless sensor networks," *Signal Processing*, vol. 98, pp. 121-134, 2014.
- [19] G. Zhang, Y. Ding, J. Xu, and W. Xu, "Tracking Algorithm of WSN Based on Improved Particle Filter," in *Distributed Computing and Applications to Business, Engineering & Science (DCABES), 2012 11th International Symposium on*, pp. 149-152, 2012.
- [20] X. Wang, M. Fu, and H. Zhang, "Target tracking in wireless sensor networks based on the combination of KF and MLE using distance measurements," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 567-576, 2012.
- [21] Z. Jia, M. Chen, and C. Wu, "A Distributed Estimation Algorithm in Binary Sensor Network for Tracking Moving Target," in *Business, Economics, Financial Sciences, and Management*, ed: Springer, pp. 691-698, 2012.
- [22] Y. Zhou, J. Li, and D. Wang, "Target tracking in wireless sensor networks using adaptive measurement quantization," *Science China Information Sciences*, vol. 55, pp. 827-838, 2012.
- [23] M. Mansouri, L. Khoukhi, H. Nounou, and M. Nounou, "Secure and robust clustering for quantized target tracking in wireless sensor networks," *Journal of Communications and Networks*, vol. 15, pp. 164-172, 2013.
- [24] P. Tichavsky, C. H. Muravchik, and A. Nehorai, "Posterior Cramér-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 46, pp. 1386-1396, 1998.
- [25] M. Mirsadeghi and A. Mahani, "Energy efficient fast predictor for WSN-based target tracking," *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, vol. 70, pp. 63-71, 2014.
- [26] A. Keshavarz-Mohammadiyan and H. Khaloozadeh, "Interacting multiple model and sensor selection algorithms for manoeuvring target tracking in wireless sensor networks with multiplicative noise," *International Journal of Systems Science*, pp. 1-10, 2016.

Target Tracking Algorithm in Wireless Sensor Networks with Optimum Power Consumption Using Quantized Observation

M. Sepahvand, A. Naseri*, M. Raeesdanaee, M. H. Khanzade

*Imam Hossein University

(Received: 02/08/2017, Accepted: 06/06/2017)

ABSTRACT

Consensus-based methods are the most commonly used tracking methods in wireless sensor networks due to high error tolerance, precision tracking and scalability. But these methods, due to the high telecommunication overhead, do not have suitable energy efficiency and bandwidth in networks. The proposed tracking algorithm reduces the number of contributing sensors and the network interchange information overhead using dynamic clustering (based on the Cramer-Rao lower bound), and the adaptive quantization of the observations,. On the other hand, the algorithm uses a combination of Multi-lateration method and particle filtering to track targets based on the quantized information. This has led to a decrease in the accuracy of sent observations by 50% (4 bits). as a result, the tracking error is only 10% higher than the algorithm in which no quantization is used.

Keywords: Wireless Sensor Network, Target Tracking, Quantization, Extended Kalman Filter, Particle Filter; Posterior Cramer-Rao Lower Bound

* Corresponding Author Email: anaseri@ihu.ac.ir