



Target tracking with accelerated maneuver using QDCAC method in large-scale wireless sensor networks

 M. Sepahvand,  A. Naseri, M. Rais Danaei, M. H. Khanzadeh

* Professor, Imam Hossein University, Tehran, Iran

(Received: 2024/06/19 revised: 2024/06/19 Accepted:2024/10/07 published: 2024/11/06)

Abstract

Tracking methods based on Bayesian algorithms are the most common methods in wireless sensor networks due to tracking accuracy and appropriate scalability. But, on the other hand, due to the high telecommunication overhead, these methods do not have the necessary efficiency in terms of bandwidth and energy. Due to the limitation of the energy source of each node, in this article a combined method called QDCAC based on dynamic clustering and multimode particle filter for target tracking is proposed. In this method, using the dynamic clustering based on the posterior Cramer-Rao lower band, the extracted position is used as the input of the tracking filter to estimate the position and speed of the maneuvering target and uses the estimated location of the target to determine the next master node and wake up the sensor nodes effective in tracking. It can be seen that in the proposed method, despite the non-linearity of the observation quantization algorithm and reducing the accuracy of the sent samples by 50% (4 bits) in order to reduce the information overhead and reduce the power consumption of the network, the accuracy level in the tracking algorithm is better than 1.7 meters, which is a desirable value in the 8,000 square meter test field.

Keywords: Wireless sensor network, Tracking, Posterior Cramer-Rao Lower Band, quantization, Multimode Particle filter, QDCAC

Cite this article: M. Sepahvand, A. Naseri, M. Raesdanaee, M. H. Khanzadeh, "Target tracking with accelerated maneuver using," *AppliedElectromagnetics* ,vol.12,no.2,pp.81-90.<https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.26455153.1403.12.2.9.9>



© The Author(s).

Publisher: Imam Hossein University

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

علمی - پژوهشی

ردگیری هدف با مانور شتابدار با روش QDCAC در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با مقیاس بزرگ

مرتضی سپه‌وند^۱، علی ناصری^{۲*}، میثم رییس دانایی^۳، محمدحسین خانزاده^۴۱- دانشجوی دکتری دانشگاه جامع امام حسین^(ع)، تهران، ایران؛ ۲- استادیار دانشگاه جامع امام حسین^(ع)، تهران، ایران؛۳- دانشگاه جامع امام حسین^(ع)، تهران، ایران؛ ۴- دانشیار دانشگاه جامع امام حسین^(ع)، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰، بازنگری: ۱۴۰۳/۰۶/۱۳، پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۱۶، انتشار: ۱۴۰۳/۰۸/۱۶)

چکیده

روش‌های ردگیری مبتنی بر الگوریتم‌های بیزین در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با توجه به دقت ردگیری و مقیاس‌پذیری مناسب از متداول‌ترین روش‌ها می‌باشند. اما از سوی دیگر این روش‌ها، به علت سربار مخابراتی زیاد دارای کارآمدی لازم در پهنای باند و انرژی نیستند. با توجه به محدود بودن منبع انرژی هر گره، در این مقاله روشی ترکیبی به نام QDCAC مبتنی بر خوشه‌بندی دینامیک و فیلتر ذره‌ای چند مدی پیشنهاد شده است. در این روش با استفاده از خوشه‌بندی دینامیک بر اساس باند کرامر - راثو پسین، موقعیت استخراج شده را به عنوان ورودی فیلتر ردگیر برای تخمین مکان و سرعت هدف مانور دار به کار گرفته و برای تعیین سرگروه بعدی و بیدارسازی گره‌های حسگر مؤثر در ردگیری از مکان تخمین زده شده هدف استفاده می‌کند. مشاهده می‌شود که در روش پیشنهادی مذکور علی‌رغم غیرخطی بودن الگوریتم پیمانه سازی مشاهدات و با وجود کاهش دقت نمونه‌های ارسالی به میزان ۵۰ درصد (۴ بیت) به منظور کاهش سربار اطلاعاتی و کاهش توان مصرفی شبکه، میزان دقت مکان‌یابی در الگوریتم ردگیری در حد بهتر از ۱/۷ متر حفظ می‌شود که در گستره ۸۰۰۰ مترمربعی میدان تست، مقدار مطلوبی است.

کلیدواژه‌ها: شبکه حسگر بی‌سیم، ردگیری، باند کرامر - راثو پسین، پیمانه سازی، فیلتر ذره‌ای چند مدی و QDCAC.

شبکه حسگر بی‌سیم شامل تخمین موقعیت و جهت حرکت هدف (یا استخراج بردار سرعت هدف) بر اساس سطح سیگنال دریافتی در الگوی شبه کروی تشعشی است. این تخمین برای تعیین سرگروه بعدی و فعال‌سازی گره‌های حسگر مؤثر در ردگیری هدف استفاده می‌شود. در این حسگرها تخمین جهت هدف میسر نیست و فقط امکان تخمین فاصله از سطح سیگنال دریافتی وجود دارد. لذا استخراج موقعیت هدف توسط تک حسگر [۵-۷] با توجه به محدودیت‌های حسگرهای شبکه، که صرفاً قادر به اندازه‌گیری فاصله (فقط - برد) هستند، امکان‌پذیر نیست.

در حوزه ردگیری هدف غیرفعال مقالات و پژوهش‌های

۱- مقدمه

ردگیری اهداف با استفاده از شبکه‌های حسگر بی‌سیم یکی از مهم‌ترین مباحث کاربردی در حوزه محیط‌زیست، کنترل ترافیک و حوزه نبردهای نامتقارن است. مزایای شبکه‌های حسگر بی‌سیم نسبت به سایر سیستم‌های ردگیر مانند رادار، نبودن محدودیت دیدگاه^۱، امکان به‌کارگیری در محیط‌های مختلف و امکان تداخل و شنود کم باعث شده است که این سامانه‌ها در زمینه ردگیری اهداف کارآمدی بهتری را ارائه دهند [۱-۴]. ردگیری هدف در

fa.parandin@iau.ac.ir

* رایانامه نویسنده مسئول:

² Line of Sight³ Range Only

استناد: سپه‌وند، مرتضی، ناصری، علی، رییس دانایی، میثم، خانزاده، محمد حسین، "ردگیری هدف با مانور شتابدار با روش QDCAC در شبکه‌های

حسگر بی‌سیم با مقیاس بزرگ، «الکترومغناطیس کاربردی»، ۱۲ (۲)، ۸۱-۹۰، ۱۴۰۳. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.26455153.1403.12.2.9.9>

حسگری بر مبنای باند کرامر-رائو پسین^۵ (PCRLB) انتخاب شده و سپس ردگیری هدف بر اساس IMMPF انجام می‌گردد.

در بسیاری از مراجع مطرح در این زمینه مانند [۵، ۱۴-۲۲] غالباً دو نکته اساسی لحاظ نشده است:

(۱) روش‌های ردگیری مبتنی بر الگوریتم‌های بی‌زین نیازمند موقعیتیابی اولیه هدف هستند. باتوجه به محدودیت‌های اندازه‌گیری فاصله (فقط - برد) حسگرهای شبکه، هر گره حسگر به‌تنهایی نمی‌تواند مکان اولیه هدف را استخراج نماید.

(۲) در این مقالات توجهی به میزان سربار مخابراتی داده ارسالی که به‌صورت عمده در مصرف باتری و کاهش عمر شبکه تأثیر بسیاری دارد نشده است. باتوجه 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 هست. همان‌گونه که در مرجع [۲۳] نشان داده شده، سطح توان مصرفی باتری به ازای هر بایت مشاهده ارسالی ۱۰ برابر هر بایت محاسبه است. این مقادیر به ترتیب ۴۰۰ نانو ژول به ازای هر بایت ارسالی و ۴۰ نانو ژول به ازای هر بایت محاسبات در این مرجع مذکور شده‌اند. همچنین نیاز به پهنای باند وسیع برای جلوگیری از تداخل میان مشاهدات که در الگوریتم‌های مذکور از الزامات ارسال تمام مشاهدات است که سبب می‌شود الگوریتم‌های طراحی شده بر این پایه در خصوص ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم چندان کارآمد نباشند.

برای رفع این مشکلات، الگوریتم DCAC^۶ کوانتیزه برای این تحقیق پیشنهاد می‌شود که ترکیبی از خوشه‌بندی پویا^۷، موقعیتیابی چندجانبه^۸ و فیلتر ردگیر مبتنی بر دو روش IMMEKF^۹ و فیلتر ذره‌ای چند مدی^{۱۰} است. در این مقاله پس از مقدمه در بخش دوم معماری شبکه (نحوه چیدمان، برد حسگری) و دینامیک هدف معرفی شده و در بخش سوم نحوه شکل‌گیری خوشه دینامیک و انتخاب حسگرهای فعال تشریح می‌گردد. در بخش چهارم مدل مشاهدات و موقعیتیابی اولیه هدف (که به‌عنوان ورودی برای فیلتر ردگیر استفاده می‌شود)، بیان شده و در بخش پنجم به معرفی فیلتر متوسط اجماعی و نحوه تخمین پارامتر با استفاده از الگوریتم‌های مونت کارلو پرداخته می‌شود. سپس روشی به‌منظور ره‌گیری اهداف مانور دار با مانور پیچیده شتاب‌دار ارائه خواهد شد. در بخش پایانی با

متعددی صورت پذیرفته است.

در مرجع [۸] با فرض استفاده از حسگرهای با زاویه مشاهده محدود، مساله ردیابی هدف توسط یک الگوریتم ردیابی فیلتر کالمن توسعه‌یافته محدود (CEKF^۱) که اطلاعات جهت و اندازه‌گیری را یکپارچه می‌کند، انجام می‌شود. این روش در محیط‌های عملیاتی که در آن سنسورها به‌صورت نامنظم پخش می‌شوند و نیز در مواجهه با پدیده چندمسیره‌گی، به دلیل محو شونده‌گی ناشی از آن خوب عمل نمی‌کند.

مرجع [۹] با انتخاب بهترین دسته حسگرهای ردگیر برای کمینه‌سازی مصرف انرژی بر اساس انرژی باقیمانده در گره حسگری و نیز فاصله حسگر، به ردگیری پویای بر اساس مشاهدات کوانتیزه شده می‌پردازد. الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله باوجود کاهش مصرف انرژی در شبکه، باتوجه به وجود پدیده چند مسیره‌گی و اینکه خطای ردگیری بافاصله از هدف افزایش می‌یابد [۱۰] زیر بهینه است.

الگوریتم DKF [۱۱] از یک الگوریتم اجماعی پویا استفاده می‌کند این الگوریتم شامل تعداد زیادی فیلترهای میکرو کالمن است که هر کدام دربرگیرنده یک فیلتر اجماعی با بهره بالا هستند. این فیلترها با استفاده از اطلاعات محلی اخذشده از حسگرها و همسایه‌های آن‌ها به‌جای استفاده از اطلاعات کل شبکه ردگیری هدف را انجام می‌دهند. همچنین در این حوزه می‌بایست اطلاعات اولیه‌ای از آمارگان نویز هدف وجود داشته باشد. الگوریتم مذکور در مواردی که سامانه خطی و آمارگان نویز گوسی باشد به‌طور معمول استفاده می‌شود ولی در مواردی که متحرک با مانورهای شدید حرکت می‌کند، این فیلتر عملکرد مطلوبی نداشته و امکان واگرایی در آن وجود دارد.

وانگ ژیانبو و همکاران [۱۲] به‌منظور جبران زیر بهینگی روش ردگیری EKF، الگوریتمی را ارائه می‌دهند که مبتنی بر ترکیب روش ML^۲ و فیلتر کالمن استاندارد است. نقطه‌ضعف اساسی این روش فرض نمودن وجود هدفی با سیگنالینگ فعال^۴ است که به تبادل سیگنالینگ با گره‌های حسگری می‌پردازد. این فرض موجب آن می‌گردد که الگوریتم ذکرشده عملاً در حوزه ردگیری اهداف زمینی غیرفعال توسط WSN کارایی نداشته باشد.

آتیه محمدیان کشاورز و همکارانشان [۱۳] به ارائه روشی برای ردگیری اهداف مانور دار به‌صورت سه‌بعدی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم پرداخته‌اند. در این روش در یک فضای سه‌بعدی با حضور نویزهای جمع شونده و ضرب شونده، خوشه‌های

^۵ Posterior Cramer-Rao Lower Band

^۶ Dynamic Clustering Average Consensus Tracking

^۷ Dynamic Clustering

^۸ Multi-iteration

^۹ Interactive Multi-Model Extended Kalman Filter

^{۱۰} Multi-Mode Particle Filter

^۱ Constrained Extended Kalman Filter

^۲ Dynamic Consensus

^۳ Maximum Likelihood

^۴ Active

موقعیت‌یابی چندگانه که در آن می‌بایست حداقل ۳ حسگر وجود داشته باشند، حسگرهای برتر بر اساس معیار PCRLB انتخاب می‌شوند تا موقعیت‌یابی هدف انجام گیرد [۲۴].

۳-۱. لگوریتم انتخاب حسگر و تعیین خوشه دینامیک

یکی از مهم‌ترین چالش‌های موجود در شبکه‌های حسگر بی‌سیم متمرکز حجم محاسبات بالا است چراکه لازم است تمام حسگرها مشاهدات خود را به یک ادغام‌گر مرکزی ارسال کنند که این موضوع سبب ایجاد بار مخابراتی بالایی می‌شود. لذا با توجه به محدودیت پهنای باند و توان مصرفی باید حجم مشاهدات ارسال حداقل باشد. در این خصوص مسئله توان مصرفی به علت اینکه تعیین‌کننده میزان عمر شبکه است، از اهمیت خاصی برخوردار است. همچنین نیاز به پهنای باند وسیع برای جلوگیری از تداخل میان مشاهدات از الزامات ارسال تمام مشاهدات است که سبب می‌شود الگوریتم‌های طراحی‌شده بر این پایه در خصوص ردگیری در شبکه‌های حسگر بی‌سیم چندان کارآمد نباشند. برای رفع این مشکلات می‌توان فقط حسگرهایی را انتخاب نمود که مشاهدات باکیفیت بهتری دارند. در اینجا با توجه به وقوع پایه^۲ 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-رائو را انتخاب می‌شود. از آنجایی که این باند حد پایین واریانس خطای تخمین غیر بایاس برای تخمین حالت یک هدف نامشخص را می‌دهد [۱۰] می‌توان بهترین حسگرها را برای ارائه مشاهدات با کمترین خطای ممکن انتخاب کرد.

باند کرامر-رائو برای ماتریس کوواریانس خطای بردار حالت \mathbf{x} برابر معکوس ماتریس اطلاعات فیشر \mathbf{J}_k (FIM^۳) است.

$$\mathbf{C}_k = E \left\{ (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \right\} \geq \mathbf{J}_k^{-1} \quad (۳)$$

که $\hat{\mathbf{x}}_k$ تخمین بردار \mathbf{x}_k است. محاسبه ماتریس اطلاعات فیشر نیاز به محاسبات بالایی دارد. با این وجود می‌توان به صورت بازگشتی آن را محاسبه نمود [۱۰، ۲۵].

$$\mathbf{J}_{k+1} = \mathbf{D}_k^{33} - \mathbf{D}_k^{12} (\mathbf{J}_k + \mathbf{D}_k^{11})^{-1} \mathbf{D}_k^{12} + \mathbf{J}_k^z \quad (۴)$$

که در آن

شبیه‌سازی روش ارائه‌شده، نشان خواهیم داد که روش ارائه‌شده در ضمن ردگیری دقیق هدف با مانور پیچیده (متناسب با مدل هدف و سامانه در ردگیری هدف زمینی متجاوز در سامانه مراقبت زمینی) دارای سطح بهینگی بالایی در خصوص افزایش خطای تخمین مکان، علی‌رغم کاهش تعداد بیت‌های مشاهدات ارسالی است. در این بخش اثر مشاهدات کوانتیزه شده در سطوح مختلف بررسی شده و سطح مناسب پیمانانه سازی برای کاهش مصرف انرژی شبکه و بهینگی پهنای باند ارسال (با لحاظ کاهش حداقلی دقت ردگیری در الگوریتم برتر) تعیین و نتایج ارائه می‌شوند.

۲- بیان مسئله

۱-۱-۲-۱. معماری شبکه

در این شبیه‌سازی تعداد ۱۲۰۰ حسگر در مساحت ۹۰ هکتار (۱۰۰۰ متر در ۹۰۰ متر) به صورت کاملاً تصادفی با توزیع یکنواخت^۱ پخش شده‌اند. در این سیستم فرض شده است که در هر لحظه حداکثر ۱۰ حسگر می‌توانند انتخاب شوند. با توجه به پخش شدن کاملاً تصادفی حسگرها در ساختار شبکه، روش ردگیری هدف ما نوردار در این حالت قابلیت توسعه و تعمیم را در شبکه‌های مشابه (با توزیع منظم یا گوسی) را خواهد داشت.

۱-۲-۲-۲. مدل مشاهده حسگرها

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

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (۱)$$

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

بردارهای $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q})$ و $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R})$ سفید با میانگین صفر با ماتریس‌های کوواریانس \mathbf{Q} و \mathbf{R} هستند. بردار مختصات هدف به صورت

$$\left[x^t(k), v_x^t(k), y^t(k), v_y^t(k) \right]^T$$

در حالت کلی می‌توانند وابسته به زمان نیز باشند.

عناصر \mathbf{z}_k تابع برداری غیرخطی $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ بر حسب بردار \mathbf{x}_k به صورت $\sqrt{(x^t(k) - x_j^s)^2 + (y^t(k) - y_j^s)^2}$ است در نتیجه z_j

امین عنصر از بردار مشاهدات \mathbf{z}_k یعنی z_j که معادل مشاهده دریافتی از حسگر j است، به صورت زیر مدل می‌شود.

$$z_j(k) = h_j(\mathbf{x}_k) + v_j(k) \quad (۲)$$

$v_j(k)$ 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

^۲ Event base

^۳ Fisher Information Matrix

^۱ Uniform

- 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 باتوجه‌به اینکه این حسگرها فقط توانایی محاسبه فاصله خود از هدف را دارا هستند نمی‌توانند به‌تنهایی موقعیت‌کارتزین 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 ($N=3$) در یک خوشه دینامیک که بر اساس معیار PCRLB انتخاب‌شده‌اند، در روند موقعیت‌یابی اولیه اهداف شرکت می‌نمایند.

فرض کنید که ۳ گره حسگر که دارای مختصات مشخص (X_i, Y_i) و ($i=1, 2, 3$) هستند. هدفی با مختصات نامعلوم (X_u, Y_u) در میدان دید این حسگرها وارد می‌شود که فواصل آن تا هر یک از گره‌های حسگر به‌صورت زیر قابل اندازه‌گیری است:

$$(X_u - X_i)^2 + (Y_u - Y_i)^2 = r_i^2, \quad i=1, 2, 3 \quad (8)$$

برای این کار بهتر است دسته معادلات خطی را بر اساس (X_u, Y_u) نوشته شود. برای این کار لازم است مقادیر X_u^2, Y_u^2 حذف شود. این کار با کسر معادله سوم را از دو معادله قبلی انجام می‌شود:

$$\begin{aligned} (X_u - X_1)^2 - (X_u - X_3)^2 + (Y_u - Y_1)^2 - (Y_u - Y_3)^2 \\ = r_1^2 - r_3^2 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} (X_u - X_2)^2 - (X_u - X_3)^2 + (Y_u - Y_2)^2 - (Y_u - Y_3)^2 \\ = r_2^2 - r_3^2 \end{aligned}$$

پس از مرتب‌سازی معادلات داریم:

$$\begin{aligned} 2(X_3 - X_1)X_u - 2(Y_3 - Y_1)Y_u \\ = (r_1^2 - r_3^2) - (X_1^2 - X_3^2) - (Y_1^2 - Y_3^2) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} 2(X_3 - X_2)X_u - 2(Y_3 - Y_2)Y_u \\ = (r_2^2 - r_3^2) - (X_2^2 - X_3^2) - (Y_2^2 - Y_3^2) \end{aligned}$$

معادلات فوق را به‌راحتی می‌توان به‌صورت 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 به‌صورت معادله خطی زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_k^1 &= E \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x}_k \partial \mathbf{x}_k} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \right\} = \mathbf{F}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{F} \\ \mathbf{D}_k^2 &= E \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x}_k \partial \mathbf{x}_{k+1}} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \right\} = [\mathbf{D}_k^1]^T = -\mathbf{F}^T \mathbf{Q}^{-1} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_k^{33} &= E \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x}_{k+1} \partial \mathbf{x}_{k+1}} \ln p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \right\} = \mathbf{Q}^{-1} \\ \mathbf{J}_k^c &= E \left\{ -\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x}_{k+1} \partial \mathbf{x}_{k+1}} \ln p(\mathbf{y}_{k+1} | \mathbf{x}_{k+1}) \right\} \approx \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \end{aligned}$$

هستند. در اینجا $\mathbf{H}(\mathbf{x}_k)$ ژاکوبین تابع برداری غیرخطی $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ است. ریشه حداقل خطای میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) تخمین‌گر غیر بایاس $m=1, 3$ ، مؤلفه m ام 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 $b_k(m)$ ، 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 [۲۵].

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

که $b_k(x(1))$ و $b_k(x(3))$ به ترتیب RMSE بعدهای x و y هدف می‌باشند. ماتریس اطلاعات فیشر وابسته به توزیع اولیه تابع حالت موقعیت است. که در این حالت توزیع اولیه گوسی با کوواریانس C_0 است.

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

فلوچارت (۱): الگوریتم انتخاب حسگر با معیار PCRLB [۲۶]

- 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 است.
- پارامترهای خروجی: N تعداد حسگرهای انتخاب‌شده، A مجموعه اندیس‌های حسگرهای انتخاب‌شده.
- $N=0$ و $A=\{\emptyset\}$ و $S=\{1, \dots, B\}$
- محاسبه b_k برای $N=N+1$ حسگر (N تا از آن‌ها مربوط به حسگر انتخابی مرحله قبل) و حسگرهای مجموعه S .
- انتخاب حسگری که کمترین b_k را می‌دهد. این حسگر با اندیس j مشخص می‌شود.
- حذف حسگر انتخابی از مجموعه S ، به‌صورت $S=S-\{j\}$
- $A=A \cup \{j\}$ ، $N=N+1$

¹ Root mean square error

با احتمال $1 - \alpha$ در مقدار θ_t باقی می‌ماند.

$$\theta_t = \begin{cases} \theta_{t-1} & \text{with prob. } 1 - \alpha \\ \gamma_t & \text{with prob. } \alpha \end{cases} \quad (15)$$

که γ_t به صورت زیر انتخاب می‌شود.

$$\gamma_t \sim p_{\theta_{t-1}}(\cdot) \quad (16)$$

تابع توزیع فوق معمولاً به صورت یکنواخت در نظر گرفته می‌شود که در محدوده حداقل و حداکثر تغییرات پارامترهای مسئله انتخاب می‌شود. در صورتی که α به سمت صفر میل کند معادل با این است که احتمال تغییر مد هدف صفر است و مسئله ره‌گیری به ره‌گیری با پارامتر ثابت تبدیل می‌شود. از طرف دیگر، اگر α بزرگ انتخاب شود (نزدیک به یک) فیلتر در تلاش خواهد بود تا در بیشتر زمان‌هایی که حتی تغییری در پارامتر رخ نداده پارامتر جدیدی را تخمین بزند. بسته به دانش کمی راجع به میزان مانور (تغییر مد) هدف این پارامتر می‌تواند انتخاب گردد. به طور خلاصه با ترکیب فیلتر ذره‌ای کمکی و روش Liu-West الگوریتم ره‌گیری هدف مانور دار به صورت زیر است.

- 1- Inputs $\{\mathbf{x}_{t-1}^i, \theta_{t-1}^i\}_{i=1}^{N_s}, W_{t-1}^i$
 - 2- Outputs $\{\mathbf{x}_t^i, \theta_t^i\}_{i=1}^{N_s}, W_t^i, \tilde{\mathbf{x}}_t, \tilde{\theta}_t$

 - 3- **For** $i = 1, \dots, N_s$
 - Update $\mathbf{m}_{t-1}^i = a\theta_{t-1}^i + (1-a)\bar{\theta}_{t-1}$
 - Calculate pre-weights $w_{t,1}^i = p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\mu}_t^i, \theta_t^i)$
- where $\boldsymbol{\mu}_t^i = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^i, \theta_{t-1}^i)$
- **End**

 - 4- **For** $i = 1, \dots, N_s$
 - Sample new parameter particle $\gamma_t^i = p_{\theta_{t-1}^i}(\cdot)$
 - Calculate pre-weights $w_{t,2}^i = p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\mu}_t^i, \gamma_t^i)$
 - **End**

 - 5- **For** $i = 1, \dots, N_s$
 - Sample indices k^i from $\{1, \dots, 2N_s\}$ with probabilities $\{(1-\alpha)w_{t,1}^i\}_{i=1}^{N_s}$ and $\{\alpha w_{t,2}^i\}_{i=N_s+1}^{2N_s}$
 - **End**

 - 6- **For** $k^i \in \{1, \dots, N_s\}$
 - Update parameters $\theta_t^i \sim \mathcal{N}(\cdot | \mathbf{m}_{t-1}^{k^i}, h^2 \mathbf{V}_{t-1})$
 - Propagate states $\mathbf{x}_t^i \sim p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{k^i}, \theta_t^i)$
 - $w_t^i = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^i, \theta_t^i)}{w_{t,1}^{k^i}}$
 - **End**

 - 7- **For** $k^i \in \{N_s+1, \dots, 2N_s\}$
 - 8- Propagate states $\mathbf{x}_t^i \sim p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{k^i}, \gamma_t^{k^i})$
 - Set parameters $\theta_t^i = \gamma_t^{k^i}$

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (12)$$

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 $\|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|_2^2$ (که برابر نرم دوم یعنی جذر مجموع مربعات است) را حداقل نمایند. از آنجایی که برای هر ماتریس \mathbf{v} رابطه $\|\mathbf{v}\|_2^2 = \mathbf{v}^T \mathbf{v}$ برقرار است، لذا خواهیم داشت:

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

حداقل سازی مقدار بالا به منزله حداقل سازی میانگین مربعات خواهد بود. با صفر قراردادن مشتق جزئی^۲ تابع بر حسب \mathbf{x} خواهیم داشت:

$$4^T A\mathbf{x} - 2A^T \mathbf{b} = \mathbf{0} \Leftrightarrow A^T A\mathbf{x} = A^T \mathbf{b} \quad (14)$$

با حل معادلات فوق مقدار بردار \mathbf{x} که نمایشگر مکان تقریبی کارترین هدف است به دست می‌آید [۲۶].

۵- الگوریتم ردگیری

در این بخش به معرفی الگوریتم پیشنهادی در خصوص ره‌گیری اهداف مانور دار می‌پردازیم. در روش‌های متداول پیش‌فرض در ره‌گیری اهداف مانور دار، دانستن ماتریس احتمال انتقال بوده و عملکرد الگوریتم ره‌گیری به طرز قابل توجهی به این ماتریس وابسته است به نحوی که در صورت طراحی نامناسب عملکرد الگوریتم به شدت تحت تأثیر قرار می‌گیرد [۲۷]. از طرف دیگر طراحی مناسب ماتریس انتقال مد وابسته به دانستن شرایط آماری دقیق مد هدف است که معمولاً نوع هدف در بسیاری از کاربردهای عملیاتی کاملاً ناشناخته است. در این فصل به ارائه روشی مبتنی بر فیلتر ذره‌ای ارائه می‌شود که کاملاً مستقل از ماتریس انتقال مد عمل می‌کند و تنها دانستن محدوده تغییرات مد هدف کافی است.

۵-۱- روش پیشنهادی ره‌گیری اهداف مانور دار

در مبحث ره‌گیری برخی از پارامترها تغییرپذیر با زمان هستند به طوری که می‌توانند به صورت آنی تغییر کنند. به عنوان مثال هدف مانور دار شتاب ثابتی در هر مد دارد که با تغییر مد این شتاب به صورت ناگهانی تغییر می‌کند. ر روش پیشنهادی این پارامترها را به صورت تکه‌ای خطی در نظر می‌گیریم که در نقاط تغییر (تغییر مد هدف)، تغییرات آنی دارند. فرض می‌شود که هدف با احتمال α در هر لحظه امکان تغییر مد دارد و با احتمال $1 - \alpha$ ثابت می‌ماند. در هر لحظه پارامتر ثابت با احتمال α با تابع توزیع زیر به مقدار جدید γ_t تغییر می‌کند و

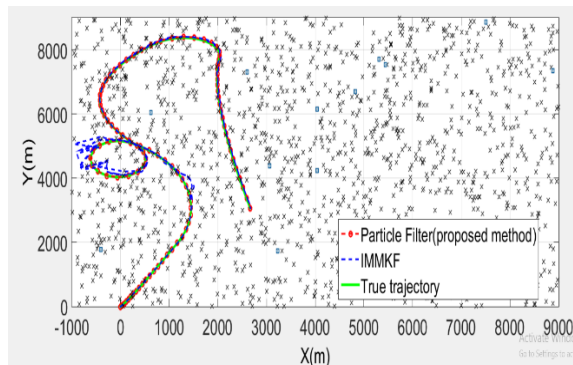
^۱ Overdetermined

^۲ Gradient

می‌کنیم که پارامترهای ω و \mathbf{a} نامشخص‌اند که باید تخمین زده شوند. پارامتر α برابر 0.5 فرض شده است. h پارامتر هموار کننده تابع کرنل 0.2 در نظر گرفته شده است. $p_{\theta_{t-1}}(\cdot)$ به صورت یکنواخت در بازه $(0.5, -0.5)$ در نظر گرفته می‌شود. در این سناریو شتاب خطی و زاویه‌ای هدف به صورت زیر با زمان تغییر می‌کنند.

$$[\mathbf{a} \ \omega] = \begin{cases} [5 \ 10 \ 0] & k < 20 \\ [0 \ 0 \ 0.1] & 20 < k < 35 \\ [0 \ 0 \ 0.4] & 35 < k < 50 \\ [18 \ 0 \ 0] & 50 < k < 70 \\ [-10 \ 18 \ -0.3] & 70 < k < 80 \\ [5 \ -10 \ 0] & 80 < k \end{cases} \quad (20)$$

زمان نمونه‌برداری T برابر یک فرض شده است. برای نشان دادن عملکرد الگوریتم پیشنهادی با روش فیلتر کالمن چند مدی مقایسه می‌شود. فیلتر IMM از 52 فیلتر تشکیل شده است که احتمال تغییر مد برابر 0.019 است. از این 52 مد 13 مد آن برای شتاب ثابت مطابق با مدل و مابقی آن برای کوانتیزه کردن بازه شتاب زاویه‌ای در بازه $(-0.5, 0.5)$ نظر گرفته شده است. شکل (۱) مسیر شبیه‌سازی مونت‌کارلو هدف مانور دار و ره‌گیری شده توسط الگوریتم فیلتر ذره‌ای پیشنهادی و فیلتر کالمن چند مدی را نشان می‌دهد. عملکرد الگوریتم‌ها در **Error!** **Reference source not found.** و **not found.** نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی به طرز قابل توجهی نسبت فیلتر کالمن چند مدی خطای RMSE مکان و سرعت کمتری دارد. (توجه شود که شکل‌های (۲) و (۳) در مقیاس لگاریتمی نشان داده شده‌اند.)



شکل (۱): مسیر حرکت هدف مانور دار و ره‌گیری با الگوریتم پیشنهادی و IMMKF

$$\text{Assign weights } w_t^i = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^i, \theta_t^i)}{w_{t,2}^{k,i}}$$

Endfor

9- Resample particles

$$10- \tilde{\mathbf{x}}_t = \sum_{i=1}^N w_t^i \mathbf{x}_t^i, \tilde{\theta}_t = \sum_{i=1}^N w_t^i \theta_t^i, \text{estate and parameter estimation}$$

فلوچارت (۲): الگوریتم نهایی ره‌گیری هدف مانور دار

۶- شبیه‌سازی الگوریتم ردگیری

در این شبیه‌سازی تعداد 1200 حس‌گر در مساحت 900 هکتار ($1000 \text{ m} \times 900 \text{ m}$) به صورت کاملاً تصادفی با توزیع یکنواخت^۱ پخش شده‌اند. مدل دینامیک سیستم خطی چند مدی را به فرم زیر در نظر می‌گیریم

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}(m) \mathbf{x}_k + \mathbf{G} \times (\mathbf{a}(m) + \mathbf{w}_k) \quad (16)$$

فرض می‌شود ماتریس $\mathbf{F}(m)$ (مدل NCT^T) برای تمام مدها یکسان و برابر مقدار زیر است [۱۳]:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1 - \cos \omega T}{\omega} \\ 0 & \cos \omega T & 0 & -\sin \omega T \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} \\ 0 & \sin \omega T & 0 & \cos \omega T \end{bmatrix} \quad (17)$$

ماتریس \mathbf{G} نیز به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2 / 2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2 / 2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (18)$$

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

$$\mathbf{x}_k(t) = \begin{bmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \\ y_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix}, \mathbf{R} = 10^{-1} \mathbf{I}, \mathbf{Q} = 10^{-3} \mathbf{I} \quad (19)$$

مدل در نظر گرفته شده فوق عمومیت دارد و مدهای سرعت ثابت، شتاب ثابت و شتاب زاویه‌ای ثابت را در بردارد. در صورتی که $\omega \rightarrow 0$ و $\mathbf{a} = 0$ دینامیک سیستم سرعت ثابت، اگر $\omega \rightarrow 0$ و $\mathbf{a} \neq 0$ شتاب خطی ثابت و اگر $\omega \neq 0$ و $\mathbf{a} = 0$ شتاب زاویه‌ای ثابت خواهد بود. در ره‌گیری هدف مانور دار فرض

^۱ Uniform

^۲ Nearly Coordination Turn

$$p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{b}_{1:n}] = \frac{p[\mathbf{x}(n) | \mathbf{b}_{1:n-1}] \Pr\{b(n) | \mathbf{x}(n), \mathbf{b}_{1:n-1}\}}{\Pr\{b(n) | \mathbf{b}_{1:n-1}\}} \quad (۳۶)$$

که در آن

$$\Pr\{b(n) = i | \mathbf{x}(n), \mathbf{b}_{1:n-1}\} = Q\left[\frac{\gamma_i - \hat{y}_{k|k-1}}{\sqrt{\sigma_v^2}}\right] - Q\left[\frac{\gamma_{i+1} - \hat{y}_{k|k-1}}{\sqrt{\sigma_v^2}}\right] \quad (۳۷)$$

و

$$\Pr\{b(n) = i | \mathbf{b}_{1:n-1}\} = Q\left[\frac{\gamma_i}{\sigma_{\hat{y}_{k|k-1}}}\right] - Q\left[\frac{\gamma_{i+1}}{\sigma_{\hat{y}_{k|k-1}}}\right] = Q[\Delta_i(n)] - Q[\Delta_{i+1}(n)] \quad (۳۸)$$

که در آن:

$$Q(x) = \int_x^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \quad (۳۹)$$

با جاگذاری روابط فوق داریم

$$\hat{\mathbf{x}}(n | \mathbf{b}_{1:n}) = \hat{\mathbf{x}}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) + \alpha_i(n) \frac{\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n)}{\sqrt{\mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n) + \sigma_v^2}} \quad (۴۰)$$

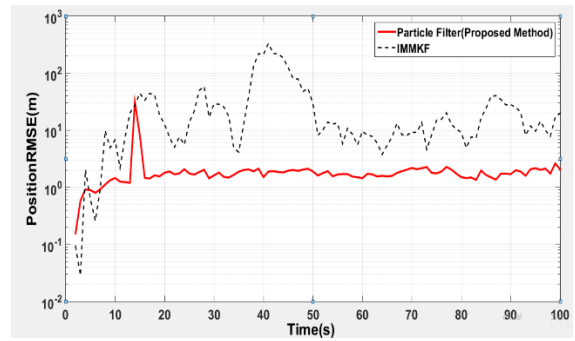
$$\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n}) = \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) - \beta_i(n) \frac{\mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n) \mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1})}{\mathbf{h}^T(n) \mathbf{P}(n | \mathbf{b}_{1:n-1}) \mathbf{h}(n) + \sigma_v^2}$$

که در آن:

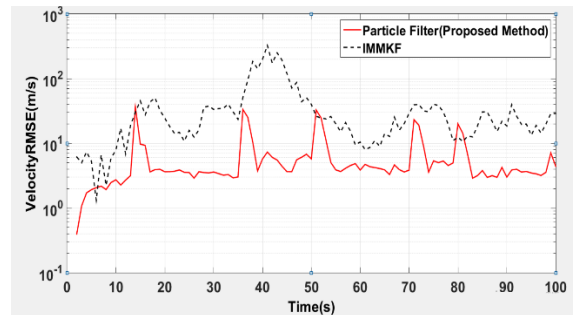
$$\alpha_i(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{e^{-\Delta_i^2(n)/2} - e^{-\Delta_{i+1}^2(n)/2}}{Q[\Delta_i(n)] - Q[\Delta_{i+1}(n)]} \quad (۴۱)$$

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

که در اینجا $\mathbf{h}(n)$ ماتریس هسین مشاهدات است. از آنجایی که عمل پیمانه سازی 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 دارد. به منظور پیاده‌سازی فیلتر ذره‌ای کافی است که ضرایب از روی تابع توزیع احتمال زیر به روزرسانی نمود [۲۹].



شکل (۲): خطای RMSE مکان هدف مانور دار



شکل (۳): خطای RMSE سرعت هدف مانور دار

۷- ردگیری با استفاده از مشاهدات کوانتیزه شده

در عمل به دلیل محدودیت پهنای باند و توان مصرفی امکان ارسال همه 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 در ابتدا مشاهدات دریافتی خود را از محیط پیرامون $y(n)$ به R بیت کوانتیزه می‌کند که معادل با سطح $L=2^R-1$ پیمانه سازی است. نمایش مشاهدات کوانتیزه به صورت زیر است:

$$b(n) = \begin{cases} 0 & \gamma_0 < y(n) < \gamma_1 \\ 1 & \gamma_1 < y(n) < \gamma_2 \\ \vdots & \\ L-1 & \gamma_{L-1} < y(n) < \gamma_L \end{cases} \quad (۴۲)$$

که در آن γ_i آستانه سطح پیمانه سازی 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 [۲۸]:

(۱) پیش‌بینی

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

(۲) به‌روزرسانی

از $2/5 \text{ m/s}$ افزایش می‌یابد که باتوجه به وسعت ۸ هکتاری محدوده تست عددی بسیار مناسب است. 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 پیمانہ سازی

تعداد بیت	میانگین RMSE مکان m	میانگین RMSE سرعت m/s
۲	۱۰/۱۳	۹/۵۴۹
۴	۲/۷۵۸	۳/۵۱۱
۶	۱/۸۳۵	۱/۹۲۷
۸	۱/۰۱۹	۱/۰۱۲

۸- نتیجه گیری

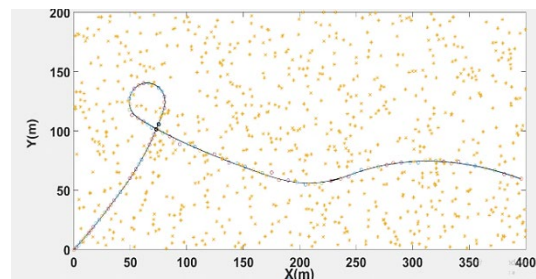
نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده کارآمدی الگوریتم پیشنهادی در تخمین مسیر حرکت در الگوریتم مورد استفاده QDCAC در ردگیری هدف با استفاده از حداکثر ۳ حسگر منتخب بر اساس روش PCRLB از تعداد کل حسگرها است که این موضوع باعث محدود شدن مصرف انرژی در کل شبکه می‌گردد. باتوجه به خطای کمتر تخمین مکان هدف در فیلتر ذره‌ای و غیرخطی بودن عملکرد الگوریتم پیمانہ سازی، با انتخاب فیلتر ذره‌ای چند مدی در الگوریتم ردگیری نشان داده شد که مشاهدات کوانتیزه ۴ بیتی به‌عنوان سطح مناسب پیمانہ سازی در الگوریتم پیشنهادی می‌تواند با کاهش تعداد بیت در مشاهدات ارسالی (به میزان ۵۰ درصد) به نحو مؤثری منجر به افزایش راندمان مصرف انرژی و پهنای باند در سیستم گردد. این کاهش تعداد بیت در الگوریتم پیشنهادی QDCAC که ترکیبی از روش چندجانبه، پیمانہ سازی چهار بیتی مشاهدات و فیلتر ذره‌ای چند مدی خود راه‌انداز است، دارای خطای میانگین مربعی مکان در حد $1/7 \text{ m}$ و خطای میانگین مربعی سرعت کمتر از $2/5 \text{ m/s}$ است که با توجه به وسعت ۸ هکتاری محدوده تست، می‌تواند به‌عنوان یک الگوریتم ردگیری بادقت و بهره‌وری انرژی و پهنای باند مناسب مطرح باشد.

۵- مراجع

- [1] A. Arora *et al.*, "A line in the sand: a wireless sensor network for target detection, classification, and tracking," *Computer Networks*, vol. 46, no. 5, pp. 605-634, 2004.

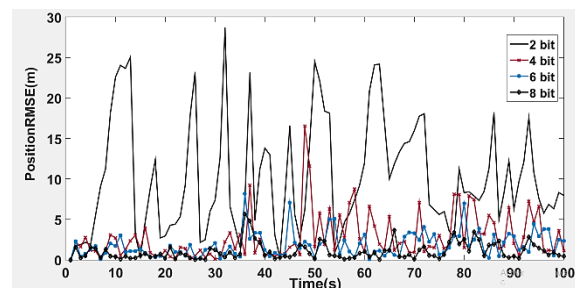
$$p(\mathbf{b}(n) | \mathbf{x}(n)) = \prod_{i=1}^N \Pr\{b_i(n) | \mathbf{x}(n)\} \quad (27)$$

که در آن $\mathbf{b}(n) = [b_1(n), \dots, b_N(n)]$ مشاهدات دریافتی کوانتیزه شده از N حسگر می‌باشند. در این شبیه‌سازی تعداد ۲۰۰ حسگر در مساحت ۸ هکتار ($200 \text{ m} \times 400 \text{ m}$) به صورت کاملاً تصادفی با توزیع یکنواخت پخش شده‌اند. در شکل (۴) پروفایل حرکتی هدف و الگوریتم ردگیری QDCAC را مشاهده می‌شود:

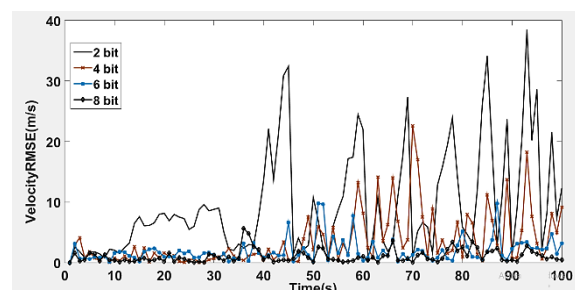


شکل (۴): مسیر حرکت هدف مانور دار و ره‌گیری با الگوریتم QDCAC

در سناریوی بعدی اثر تعداد بیت‌ها را مورد بررسی قرار می‌گیرد. در این سناریو مشاهدات به‌ازای تعداد بیت مختلف دریافتی و ردگیری با فیلتر ذره‌ای صورت می‌گیرد. با مشاهده شکل‌های (۵) و (۶) مشاهده می‌شود که با کاهش تعداد بیت‌های مشاهده ارسالی خطا نیز افزایش می‌یابد.



شکل (۵): خطای تخمین مکان به‌ازای تعداد بیت مختلف



شکل (۶): خطای تخمین سرعت به‌ازای تعداد بیت مختلف

همچنان که در جدول شماره ۱ دیده می‌شود که با کاهش چهار بیت از سربار ارسالی هر مشاهده، خطای میانگین مربعی مکان در حد کمتر از $1/7 \text{ m}$ و خطای میانگین مربعی سرعت کمتر

- target tracking in wireless sensor networks with multiplicative noise," *International Journal of Systems Science*, vol. 48, no. 5, pp. 899-908, 2017.
- [14] M. Mirsadeghi and A. Mahani, "Energy efficient fast predictor for WSN-based target tracking," *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, vol. 70, no. 1-2, pp. 63-71, 2014.
- [15] 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*, 2015: IEEE, pp. 2345-2350.
- [16] 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.
- [17] 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 (1726-5479)*, 2014.
- [18] 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.
- [19] 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, no. 5, pp. 1233-1242, 2016.
- [20] S. Khan, I. Hwang, and J. J. a. p. a. Goppert, "Exploiting Sparsity for Localization of Large-Scale Wireless Sensor Networks," 2023.
- [21] H. Razavi, H. Amindavar, and H. J. A. H. N. Aghaeinia, "Indoor tracking using auxiliary particle filter and deep learning in wireless sensor networks," p. 103441, 2024.
- [22] M. Nain and N. J. W. P. C. Goyal, "Energy efficient localization through node mobility and propagation delay prediction in underwater wireless sensor network," vol. 122, no. 3, pp. 2667-2685, 2022.
- [23] M. Mirsadeghi and A. Mahani, "Energy efficient fast predictor for WSN-based target tracking," *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, vol. 70, no. 1-2, pp. 63-71, 2015.
- [24] 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*
- [2] M. D. Monfared, E. D. Pahlevanlo, S. G. 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, no. 3, pp. 39-51, 2017. (In persian)
- [3] Z. Heidary Ghiri and G. Mirjalily, "Energy-Harvesting Aware Multi-Hop Routing in Wireless Sensor Networks for Defense Applications," *Electronic and Cyber Defense*, vol. 8, no. 4, pp. 63-73, 2020. (In persian)
- [4] A. Ghaffari and R. Mahmoudi, "Energy-aware routing in wireless sensor networks using MLP and simulated annealing algorithms," *Electronic and Cyber Defense*, vol. 9, no. 3, pp. 133-142, 2021. (In persian)
- [5] A. Nadeau, M. Hassanalieragh, 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.
- [6] 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, no. 17, pp. 3113-3121, 2014.
- [7] 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, no. 5, pp. 467-474, 2014.
- [8] 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.
- [9] 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, no. 2, pp. 164-172, 2013.
- [10] P. Tichavsky, C. H. Muravchik, and A. Nehorai, "Posterior Cramér-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering," *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 46, no. 5, pp. 1386-1396, 1998.
- [11] R. Olfati-Saber, "Distributed Kalman filtering for sensor networks," in *Decision and Control, 2007 46th IEEE Conference on*, 2007: IEEE, pp. 5492-5498.
- [12] 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, no. 4, pp. 567-576, 2012.
- [13] A. Keshavarz-Mohammadiyan and H. Khaloozadeh, "Interacting multiple model and sensor selection algorithms for manoeuvring

- on *Aerospace and Electronic Systems*, vol. 52, no. 1, pp. 122-136, 2016.
- [28] 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*, 2008: IEEE, pp. 3293-3296.
- [29] 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, no. 10, pp. 5048-5063, 2012.
- [25] 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, no. 2, pp. 399-416, 2004.
- [26] M. Sepahvand, A. Naseri, and M. KHANZADEH, "Target Tracking Algorithm in Wireless Sensor Networks with Optimum Power Consumption Using Quantized Observation," 2018. (In persian)
- [27] L. Xu, X. R. Li, and Z. Duan, "Hybrid grid multiple-model estimation with application to maneuvering target tracking," *IEEE Transactions*