

# ردگیری هدف به صورت توزیع شده با استفاده از الگوریتم اجماع به میانگین مشاهدات در شبکه حسگری

ایمان مقصودلو، میثم رئیس‌دانایی و حمید آرزومند

شبکه‌های حسگری متمرکز) و یا صرفاً از طریق لینک مخابراتی هر گره با گره‌های همسایه، تبادل داده می‌نماید و هیچ گرهی، مسئول اطلاعات و تصمیم‌گیری نهایی نمی‌باشد (شبکه‌های حسگری توزیع‌شده). مزیت شبکه‌های حسگری توزیع‌شده نسبت به متمرکز در مقاومت در برابر قطعی تعدادی از گره‌های شبکه، هزینه‌های مخابراتی و پردازشی کمتر [۴] و داشتن قابلیت مقیاس‌پذیری (قابلیت اضافه‌شدن بی‌نهایت گره جدید به شبکه) می‌باشد [۵].

معماری‌های متفاوتی برای ردگیری در شبکه‌های حسگری توزیع‌شده توسط فیلترهای ذره‌ای پیشنهاد گردیده است [۶]. در این مقاله، جهت انجام ردگیری توزیع‌شده بر روی الگوریتم‌های مبتنی بر حل مسئله اجماع به میانگین تمرکز می‌کنیم [۷].

هر حسگر (هر گره) در شبکه، یک تخمین محلی را از تابع توزیع پسین هدف، نگهداری و پیام‌ها را با حسگرهای همسایه در یک شبکه ارتباطی مبادله می‌کند. هدف این است که همه گره‌ها (مستقل از همدیگر) تابع توزیع پسین هدف را با ترکیب داده‌های همه حسگرهای مربوط در شبکه محاسبه کنند. ایده ساده‌ای که در این زمینه به ذهن می‌رسد این است که در هر گره و به ازای هر ذره از فیلتر ذره‌ای، یک بار مسئله اجماع به میانگین برای محاسبه تابع شبیه‌نمایی سراسری حل گردد. این ایده دارای سربار مخابراتی بسیار بالایی است. یک راه برای کاهش سربار مخابراتی، استفاده از ایده منطق فازی جهت شناسایی ذرات مؤثر در تخمین توزیع پسین است؛ در نتیجه برای ردوبدل کردن اطلاعات، تنها عده کمی از ذرات مورد استفاده واقع می‌شوند و این ایده، حجم محاسبات را کاهش می‌دهد [۸].

راه حل بعدی این است که تابع توزیع پسین با یک توزیع گوسی ترکیبی تقریب زده شود و تنها پارامترهای این چندگوسی ردوبدل گردند [۹]. در [۱۰] به جای اجماع به پارامترهای توزیع گوسی ترکیبی از اجماع به میانگین آمارگان کافی توزیع پسین هدف جهت تخمین توزیع‌شده تابع توزیع پسین هدف استفاده شده است. روشی که اخیراً مورد توجه قرار گرفته است، محاسبه تابع شبیه‌نمایی سراسری تمامی ذرات به صورت توزیع‌شده (در هر گره مستقل از گره‌های دیگر) و با حل مسئله اجماع به میانگین است [۱۱] و [۱۲].

به طور مثال در [۱۱]، لگاریتم تابع شبیه‌نمایی سراسری بر اساس تبدیل خطی توابع پایه‌ای از قبل معلوم نوشته می‌شود. این توابع پایه برای تمامی گره‌ها از قبل معلوم هستند. هر گره، ضرایب این تبدیل خطی را طبق اصل کمترین مربعات خطا محاسبه کرده و این ضرایب با حل مسئله اجماع به میانگین در کل شبکه جمع می‌شوند.

در [۱۲] از تئوری مبتنی بر گراف جهت تقریب تابع شبیه‌نمایی سراسری با بسط به بردارهای پایه استفاده شده است. در روش اخیر نیاز

چکیده: در این مقاله، الگوریتم نوینی جهت کاهش شدید سربار مخابراتی در ردگیری توزیع‌شده (غیرمتمرکز) برای تک‌هدف در یک شبکه حسگری بی‌سیم ارائه گردیده است. این الگوریتم مبتنی بر نگاه نوینی به حل مسئله اجماع به میانگین و استفاده از فیلترهای ذره‌ای به صورت توزیع‌شده است. در الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله، بر عکس الگوریتم‌های متداول که برای ردگیری توزیع‌شده جهت محاسبه وزن ذرات در فیلترهای ذره‌ای به حل مسئله اجماع به میانگین برای تقریب تابع شبیه‌نمایی سراسری می‌پردازند، مدل جدیدی برای مشاهده بر مبنای تقریب گوسی ارائه می‌شود که تنها در حل مسئله اجماع به میانگین بر روی مشاهدات دریافتی گره‌ها در شبکه (و نه برای تقریب توابع شبیه‌نمایی سراسری) به کار گرفته می‌شود. این نوآوری‌ها موجب کاهش قابل توجه ردوبدل‌شدن اطلاعات مابین گره‌های شبکه و در نتیجه مصرف بسیار اندک منابع انرژی می‌گردد. در سناریوهای مختلف، کارایی الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم متمرکز و الگوریتم توزیع‌شده مبتنی بر گراف، مقایسه گردیده و نتایج شبیه‌سازی بیانگر آن هستند که با استفاده از این ایده، در ازای افت قابل قبول دقت ردگیری، سربار مخابراتی شبکه به شدت کاهش می‌یابد.

کلیدواژه: ردگیری هدف، شبکه حسگری، فیلتر ذره‌ای توزیع‌شده، مسئله اجماع به میانگین.

## ۱- مقدمه

امروزه با پیشرفت تکنولوژی، شبکه‌های حسگری بی‌سیم نیز که از سال ۱۹۹۰ معرفی شده‌اند، با قابلیت‌های توأم حسگری، پردازشی و مخابراتی در زمینه‌های متنوعی به‌کارگیری می‌گردند [۱]. تعدادی از این زمینه‌ها شامل سیستم‌های مراقبتی، اقدامات نجات، رهگیری هدف و حمل‌ونقل هوشمند می‌باشند [۲]. حسگرهای مورد استفاده در این شبکه‌ها می‌توانند رادار، لیدار، حسگرهای نوری و حرارتی باشند که مشاهداتی در فضای قطبی مانند فاصله از هدف و یا زاویه نسبی را اندازه‌گیری می‌کنند [۳]. در این‌گونه شبکه‌ها گره‌های شبکه در ناحیه مورد نظر توزیع می‌گردند و بعد از این که هر گره با کمک حسگرهای خود، مشاهده‌ای از هدف دریافت می‌کند، با واحد پردازشگر درونی خود، مشاهدات را پردازش نموده و نتایج محاسبات را مستقیماً به یک گره مرکزی ارسال می‌کند

این مقاله در تاریخ ۲ اسفند ماه ۱۴۰۰ دریافت و در تاریخ ۱ آبان ماه ۱۴۰۱ بازنگری شد.

ایمان مقصودلو، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران، (email: iman.magsudlu@gmail.com).

میثم رئیس‌دانایی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران، (email: mraeesdanaee@ihu.ac.ir).

حمید آرزومند، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه جامع امام حسین (ع)، تهران، ایران، (email: arezumand.h@ihu.ac.ir).

$$z_k^s = h^s(x_k, v_k) \quad (۲)$$

در (۱) و (۲)،  $x_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$  و  $z_k^s = [r_{z,k}^s, \theta_{z,k}^s]^T$  حالت هدف و مشاهده انجام شده در گره  $s$  از شبکه است.  $\xi_k$  و  $v_k$  بردارهای نویز حالت و مشاهده بوده که به ترتیب دارای ماتریس‌های کواریانس  $Q_k$  و  $R_k$  می‌باشند. برای سادگی کار در محاسبات انجام شده در این مقاله، ماتریس‌های کواریانس  $Q_k$  و  $R_k$  کلیه گره‌ها یکسان در نظر گرفته شده‌اند.  $r_k^s$  و  $\theta_k^s$  به ترتیب برد و زاویه هدف نسبت به گره  $s$  می‌باشند و بردار مشاهده  $z_k^s$  به صورت (۳) تعریف می‌گردد

$$z_k^s = [r_{z,k}^s, \theta_{z,k}^s]^T = [r_k^s, \theta_k^s]^T + z_k^n = [r_k^s, \theta_k^s]^T + [r_k^n, \theta_k^n]^T \quad (۳)$$

در (۳)،  $z_k^n$  نویز است که به صورت گوسی با متوسط صفر و کواریانس  $\begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix}$  در نظر گرفته می‌شود و  $r_k^s$  و  $\theta_k^s$  به صورت (۴) و (۵) تعریف می‌گردند

$$r_k^s = \sqrt{(x_k - x_s)^2 + (y_k - y_s)^2} \quad (۴)$$

$$\theta_k^s = \arctan \frac{y_k - y_s}{x_k - x_s} \quad (۵)$$

که  $[x_s, y_s]^T$  و  $[x_k, y_k]^T$  به ترتیب مختصات گره  $s$  و هدف در دستگاه مختصات مرجع می‌باشند. از آنجا که در (۱) و (۲)، تابع  $f$  و  $h^s$  دارای خاصیت غیرخطی زیادی هستند، فیلترهای ذره‌ای، انتخاب مناسبی برای ردگیری هدف در این گونه محیط‌ها می‌باشند و به همین دلیل تمام مراجعی که در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته‌اند با استفاده از فیلتر ذره‌ای به ردگیری هدف به صورت توزیع شده می‌پردازند. در این مقاله تابع توزیع پیشنهادی فیلتر ذره‌ای به وسیله فیلتر کالمن توسعه یافته که بر روی مدل جدیدی از مشاهدات تعریف شده است، ساخته می‌شود. فیلتر کالمن توسعه یافته با تخمین اولیه‌ای از هدف، آمارگان مرتبه اول و دوم (یعنی بردار میانگین و ماتریس کواریانس) را در اختیار تابع توزیع پیشنهادی گوسی فیلتر ذره‌ای قرار می‌دهد تا ذرات فیلتر ذره‌ای را تولید نماید. به همین دلیل روش ابداع گردیده در این مقاله، فیلتر ذره‌ای توزیع شده مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته (DEKPF) نامیده شده است. در یک نگاه کلی، الگوریتم DEKPF به صورت شماتیک در شکل ۱ نشان داده شده است و همان طور که در این شکل دیده می‌شود، این روش شامل ۹ مرحله می‌باشد.

### ۳- تشریح عملکرد الگوریتم DEKPF

الگوریتم DEKPF روشی مبتنی بر محاسبه مدل مشاهده جدید در هر گام زمانی  $k$  است. منظور از مشاهده جدید همان اجماع به میانگین مشاهدات انجام شده در کل شبکه می‌باشد که خروجی آن، مشاهده‌ای است که از متوسط‌گیری مشاهدات تمام گره‌ها به دست آمده است. در این الگوریتم و همان طور که در شکل ۱ دیده می‌شود، مشاهده کلی شبکه به عنوان مشاهده ورودی فیلترها در نظر گرفته شده که لازمه آن، استخراج مدل جدید و جایگزین کردن مدل مشاهده محلی نشان داده شده در (۲) برای هر گره با مدل جدید می‌باشد که در ادامه مراحل ۹ گانه الگوریتم DEKPF تشریح می‌گردد.

است که مجموعه ذرات تولیدی فیلتر ذره‌ای در تمامی گره‌ها یکسان باشند (اصطلاحاً سنکرون باشند) تا بتوان وزن‌های اهمیتی فیلتر ذره‌ای را در هر گره بدون در دسترس بودن مشاهدات تمامی گره‌ها به صورتی یکسان محاسبه کرد. مسئله اصلی در این رهیافت، رسیدن به یک تعادل در نسبت سربار مخابراتی به کیفیت ردگیری توزیع شده است. به علاوه، محاسبه گراف‌های معادل ذرات و بردارهای ویژه ماتریس لاپلاسین گراف نیز بسیار دشوار و زمان‌بر می‌باشد. مثلاً [۱۲] این تعادل را با کاهش تعداد توابع پایه مورد استفاده برقرار کرده است. در مقاله حاضر، جهت کاهش سربار مخابراتی از قید سنکرون بودن مجموعه ذرات صرف نظر کرده‌ایم. به عبارت دیگر نیازی به تخمین زدن تابع شبیه‌نمایی سراسری به روش توزیع شده نیست و ردوبدل کردن ضرایب مربوط مابین گره‌ها جهت حل مسئله اجماع از گراف معادل ذرات به تنها دو پارامتر بردار مشاهده، تقلیل پیدا می‌کند؛ این امر موجب کاهش شدید سربار مخابراتی می‌شود. جهت انجام این کار، مدل جدیدی برای مشاهدات حاصل از حل مسئله اجماع به میانگین به دست می‌آید که غیر خطی است. با به کارگیری فیلتر کالمن توسعه یافته بر روی این مدل جدید می‌توان آمارگان کافی را جهت ساختن تابع توزیع پیشنهادی مؤثر برای تولید ذرات فیلتر ذره‌ای محاسبه نمود.

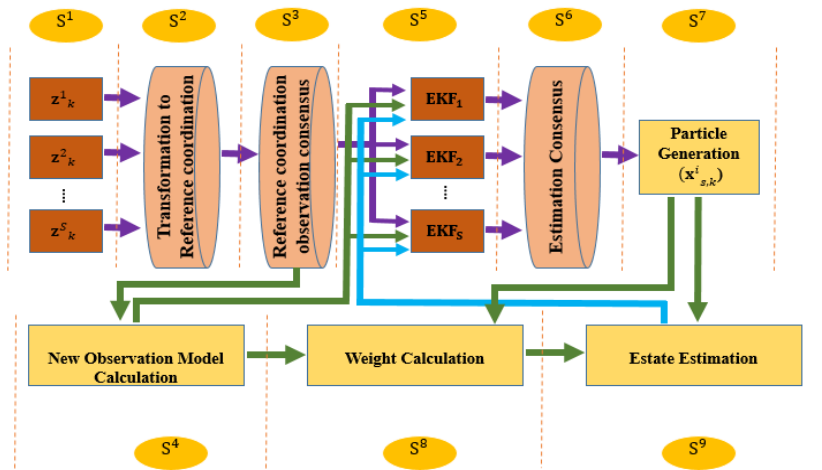
ادامه مقاله به این صورت تنظیم شده که ابتدا صورت مسئله ردگیری و ساختار گراف شبکه بیان می‌گردد. سپس عملکرد الگوریتم پیشنهادی DEKPF طی ۹ مرحله به صورت تئوری ارائه می‌شود. در ادامه میزان سربار مخابراتی و مصرف انرژی روش پیشنهادی مورد ارزیابی قرار گرفته و در قسمت شبیه‌سازی مونت کارلو الگوریتم پیشنهادی شبیه‌سازی و نتایج حاصل بررسی می‌گردد. در انتها نیز نتیجه‌گیری و پیشنهادهایی در ارتباط با بهبود روش ارائه می‌گردد.

## ۲- بیان مسئله

شبکه حسگری که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است توسط یک گراف غیرجهتی ثابت مدل شده که در این شبکه، گره‌ها می‌توانند توسط یک مدل غیرخطی از هدف، مشاهدات حاوی نویز دریافت نمایند. در این شبکه حسگری، وجود یال بین دو رأس از گراف به معنای آن است که گره‌های معادل این ۲ رأس دارای ارتباط مخابراتی با یکدیگر هستند. این شبکه، شامل  $S$  گره می‌باشد که در ناحیه مورد نظر پراکنده شده این شبکه با گراف غیرجهتی  $G = \{V, E\}$  مدل می‌گردد. در این گراف،  $V$  مجموعه تمام گره‌های شبکه و  $E$  مجموعه تمام یال‌های گراف است و رابطه  $E \subset V \times V$  بین این ۲ مجموعه برقرار می‌باشد. دوتایی  $(i, j)$  در صورتی عضو مجموعه  $E$  است که گره  $i$  با گره  $j$  از طریق لینک ارتباطی متصل باشد. مجموعه تمام همسایگان تک‌پرش گره  $i$  را با  $N_i = \{j | (i, j) \in E\}$  نشان می‌دهیم که در آن  $d_i = |N_i|$  درجه گره  $i$  نامیده می‌شود. در هر گام زمانی، هر گره باید پارامتر یا پارامترهایی را که تابعی از مشاهده آن هستند در تعداد تکرارهای مشخص با گره‌های همسایه خود معاوضه نماید. بردار حالت هدف که می‌خواهیم در این مسئله ردگیری نماییم در هر گام زمانی  $k$  به صورت  $x_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$  است که شامل موقعیت و سرعت هدف در مختصات دوبعدی می‌باشد. مدل دینامیکی هدف در این شبکه به صورت رابطه زیر در نظر گرفته می‌شود [۱۳]

$$x_{k+1} = f(x_k, \xi_k) \quad (۱)$$

همچنین مشاهده انجام شده از هدف در گره  $s$  و در گام زمانی  $k$  به صورت (۲) می‌باشد



شکل ۱: شماتیک الگوریتم DEKPF.

### ۳-۳ مرحله سوم

در مرحله دوم، مشاهدات انجام شده در تمام گره‌های شبکه به دستگاه مختصات مرجع منتقل گردیده و بنابراین می‌تواند با هم در یک الگوریتم اجماع، متوسط‌گیری شوند. این اجماع به میانگین در مرحله  $S^7$  از شکل ۱ انجام و خروجی آن نامیده شده و به صورت (۸) محاسبه می‌گردد

$$\bar{z}_k = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S z_{o,k}^s \quad (8)$$

$\bar{z}_k$  که مشاهده سراسری نامیده می‌شود، حاوی اطلاعات ناشی از مشاهدات محلی تمام گره‌ها بوده و با توجه به این که خروجی الگوریتم اجماع به میانگین می‌باشد، در محل تمام گره‌ها در دسترس خواهد بود. نکته مهم در اینجا آن است که مشاهده سراسری به دست آمده در این مرحله در محل تمام گره‌ها جهت انجام عمل ردگیری به عنوان ورودی به فیلترهای کالمن توسعه یافته وارد می‌گردد. بنابراین قبل از اعمال این مشاهده به فیلترهای محلی باید مدلی را که این مشاهده از آن تبعیت می‌کند، محاسبه نمود.

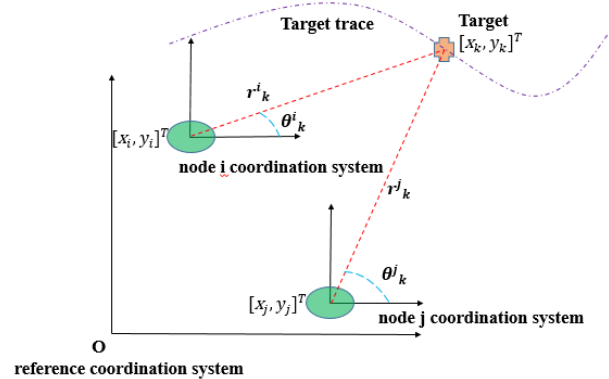
### ۳-۴ مرحله چهارم

همان طور که گفته شد، مشاهده جدید نیاز به مدل جدیدی دارد تا بتواند به عنوان ورودی مشاهده در فیلترهای کالمن توسعه یافته مورد استفاده قرار گیرد. مدل مشاهده جدید که باید جایگزین مدل مشاهده اولیه (۲) گردد در مرحله  $S^8$  و به صورت (۹) در نظر گرفته می‌شود

$$\bar{z}_{z,k} = h(x_k, \bar{z}_{n,k}) \quad (9)$$

در رابطه بالا  $\bar{z}_{n,k}$  نویز مدل مشاهده جدید است که کواریانس آن  $C_{z,k}$  نامیده می‌شود. بنابراین در مرحله چهارم باید رابطه بین  $\bar{z}_k$  و  $x_k$  محاسبه گردد و از آنجایی که  $\bar{z}_k$  مطابق با (۸) ترکیبی از مشاهدات محلی گره‌ها ( $z_{o,k}^s$ ) می‌باشد، برای محاسبه (۹) می‌توان ابتدا رابطه میان تمام  $z_{o,k}^s$  ها را با  $x_k$  به دست آورد و سپس با در نظر گرفتن این روابط می‌توان رابطه نهایی را بین  $\bar{z}_k$  و  $x_k$  محاسبه نمود. با توجه به (۶) داریم

$$\begin{aligned} x_{o,k}^s &= x_s + r_{z,k}^s \cos(\theta_{z,k}^s) = x_s + (r_k^s + r_k^n) \cos(\theta_k^s + \theta_k^n) \\ &= x_s r_k^s [\cos(\theta_k^s) \cos(\theta_k^n) - \sin(\theta_k^s) \sin(\theta_k^n)] \\ &\quad + r_k^n \cos(\theta_k^s + \theta_k^n) \end{aligned} \quad (10)$$



شکل ۲: دستگاه‌های مختصات محلی و مرجع در شبکه حسگری.

### ۳-۱ مرحله اول

در مرحله اول که با  $S^1$  در شکل ۱ مشخص شده است، هر گره مشاهده خود را از هدف به صورت  $z_k^s$  دریافت می‌کند. همان طور که در قسمت قبلی توضیح داده شد،  $z_k^s$  شامل برد و زاویه مشاهده شده از هدف نسبت به گره  $s$  می‌باشد. در این مرحله، هر گره زاویه و برد هدف را نسبت به موقعیت خود اندازه‌گیری می‌کند و بنابراین موقعیت هدف در هر لحظه در هر گره به صورت متفاوت قرائت می‌گردد.

### ۳-۲ مرحله دوم

در مرحله دوم که با  $S^2$  در شکل ۱ نشان داده شده است، می‌بایست که مشاهدات انجام شده در تمام گره‌ها به دستگاه مشترکی به نام دستگاه مرجع تبدیل گردد تا بتوان عملیات متوسط‌گیری را روی آنها پیاده‌سازی نمود. تبدیل دستگاه مختصات محلی هر گره به دستگاه مختصات مرجع در شکل ۲ نشان داده شده است. از شکل ۲ می‌توان استفاده کرد و روابط تبدیل مختصات محلی به مختصات مرجع را در گره  $s$  مطابق (۶) و (۷) نوشت

$$x_{o,k}^s = x_s + r_{z,k}^s \cos(\theta_{z,k}^s) \quad (6)$$

$$y_{o,k}^s = y_s + r_{z,k}^s \sin(\theta_{z,k}^s) \quad (7)$$

بردار  $z_{o,k}^s = [x_{o,k}^s, y_{o,k}^s]^T$  مختصات مشاهده گره  $s$  در دستگاه مختصات مرجع در گام زمانی  $k$  و  $x_{l,k}^s = [x_{l,k}^s, y_{l,k}^s]^T = [r_k^s \cos(\theta_k^s), r_k^s \sin(\theta_k^s)]^T$  مختصات هدف در دستگاه محلی گره  $s$  است که منظور از اندیس  $l$ ، محلی بودن مختصات می‌باشد.

$$\begin{aligned} y_{o,k}^s &= y_s + r_{z,k}^s \sin(\theta_{z,k}^s) = y_s + (r_k^s + r_k^n) \sin(\theta_k^s + \theta_k^n) \\ &= y_s + r_k^s [\sin(\theta_k^s) \cos(\theta_k^n) + \sin(\theta_k^n) \cos(\theta_k^s)] \\ &+ r_k^n \sin(\theta_k^s + \theta_k^n) = y_s + y_{l,k}^s \\ &+ r_k^n \sin(\theta_k^s) + x_{l,k}^s \sin(\theta_k^n) \end{aligned} \quad (20)$$

همچنین در (۲۰) مانند آنچه در (۱۰) دیدیم با فرض کوچک بودن نویز زاویه،  $\cos(\theta_k^n) \cong 1$  فرض شده و همچنین با فرض  $\theta_k^n \square \theta_k^s$  تساوی  $r_k^n \sin(\theta_k^s + \theta_k^n) \cong r_k^n \sin(\theta_k^s)$  برقرار می‌باشد. همچنین می‌دانیم که  $y_k = y_s + y_{l,k}^s$  برابر عرض هدف در دستگاه مختصات مرجع است که با جایگذاری در (۲۰) به (۲۱) می‌رسیم

$$y_{o,k}^s = y_k + r_k^n \sin(\theta_k^s) + x_{l,k}^s \sin(\theta_k^n) \quad (21)$$

اگر  $e_{k,y}^s = x_{l,k}^s \sin(\theta_k^n)$  و  $g_{k,y}^s = r_k^n \sin(\theta_k^s)$  در نظر گرفته شود و محاسباتی مانند (۱۶) تا (۱۸) انجام گردد می‌توان نویز (۲۱) را به صورت (۲۲) به دست آورد

$$n_{k,y}^s = e_{k,y}^s + g_{k,y}^s \sim N\left(\cdot, \frac{x_{l,k}^s{}^2}{\gamma} [1 - e^{-\gamma \sigma_{\theta_n}^2}] + \sin^2(\theta_k^s) \sigma_{r_n}^2\right) \quad (22)$$

با فرض مستقل بودن  $n_{k,x}^s$  و  $n_{k,y}^s$ ، توزیع بردار نویز مشاهده محلی  $z_{n,k}^s$  به صورت رابطه زیر می‌باشد

$$z_{n,k}^s = [n_{k,x}^s, n_{k,y}^s]^T \sim N\left(\cdot, \begin{bmatrix} \sigma_{n_{k,x}^s}^2 & \cdot \\ \cdot & \sigma_{n_{k,y}^s}^2 \end{bmatrix}\right) \quad (23)$$

مدل مشاهده جدید در محل گره  $s$  به صورت (۲۴) به دست می‌آید

$$z_{o,k}^s = x_k + z_{n,k}^s = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{k,x}^s \\ n_{k,y}^s \end{bmatrix} \quad (24)$$

در نهایت با توجه به (۸) مدل مشاهده سراسری شبکه به صورت (۲۵) محاسبه می‌گردد

$$\bar{z}_k = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S z_{o,k}^s = x_k + \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S z_{n,k}^s = x_k + \bar{z}_{n,k} \quad (25)$$

که در آن  $\bar{z}_{n,k}$  متوسط نویزهای مشاهده محلی جدید در کل شبکه است که دارای توزیع تقریبی به صورت (۲۶) می‌باشد

$$\bar{z}_{n,k} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S z_{n,k}^s \sim N\left(\cdot, \frac{1}{S} \begin{bmatrix} \sigma_{n_{k,x}^s}^2 & \cdot \\ \cdot & \sigma_{n_{k,y}^s}^2 \end{bmatrix}\right) \quad (26)$$

اکنون (۲۵) و (۲۶) خروجی‌های مرحله چهارم هستند که برای ادامه کار، نتیجه به مرحله بعد ارسال می‌گردد.

### ۳-۵ مرحله پنجم

یکی از قسمت‌هایی که خروجی مرحله چهارم را مورد استفاده قرار می‌دهند فیلترهای EKF هستند که در مرحله پنجم قرار گرفته‌اند. از آنجایی که مشاهده جدید  $\bar{z}_k$  حاصل ترکیب مشاهدات کلی شبکه است، بنابراین خروجی فیلترهای EKF در هر گره نیز اطلاعات ناشی از کل شبکه را در بر داشته و تخمین انجام شده در هر یک از فیلترها تخمین سراسری شبکه می‌باشد. روابط مورد استفاده در فیلترهای EKF مرحله پنجم به صورت زیر هستند:

گام پیش‌بینی فیلتر EKF

$$\hat{x}_{p,k}^s = f(\hat{x}_{k-1}^s, \xi_k) \quad (27)$$

در (۱۰) با فرض کوچکی نویز زاویه می‌توان فرض کرد  $\cos(\theta_k^n) \cong 1$  و نیز  $r_k^s \sin(\theta_k^s) = y_{l,k}^s$  و  $r_k^s \cos(\theta_k^s) = x_{l,k}^s$  هدف در دستگاه مختصات محلی گره  $s$  می‌باشد. همچنین با فرض  $\theta_k^n \square \theta_k^s$  می‌توان نتیجه گرفت که  $r_k^n \cos(\theta_k^s + \theta_k^n) \cong r_k^n \cos(\theta_k^s)$  و (۱۰) را به صورت (۱۱) بازنویسی نمود

$$x_{o,k}^s = x_s + x_{l,k}^s + r_k^n \cos(\theta_k^s) - y_{l,k}^s \sin(\theta_k^n) \quad (11)$$

می‌دانیم که  $x_k = x_s + x_{l,k}^s$  برابر طول هدف در دستگاه مختصات مرجع می‌باشد و با جایگذاری در (۱۱) می‌توان به (۱۲) رسید

$$x_{o,k}^s = x_k + r_k^n \cos(\theta_k^s) - y_{l,k}^s \sin(\theta_k^n) \quad (12)$$

در (۱۲)،  $r_k^n \cos(\theta_k^s)$  و  $y_{l,k}^s \sin(\theta_k^n)$  نویزهای مدل جدید هستند که باید توزیع آنها مشخص گردد. فرض می‌کنیم  $r_k^n$  و  $\theta_k^n$  دارای توزیع نرمال به ترتیب به صورت (۱۳) و (۱۴) باشند

$$r_k^n \equiv N(\cdot, \sigma_{r_n}^2) \quad (13)$$

$$\theta_k^n \equiv N(\cdot, \sigma_{\theta_n}^2) \quad (14)$$

با انتخاب  $e_{k,x}^s = y_{l,k}^s \sin(\theta_k^n)$  و  $q_{k,\theta} = \sin(\theta_k^n)$  ابتدا توزیع  $q_{k,\theta}$  را با استفاده از لم ۱ با توزیع نرمال تقریب می‌زنیم.

لم ۱: اگر متغیر تصادفی  $x \equiv N(\mu_x, \sigma_x^2)$  نرمال باشد، متغیر تصادفی  $\cos x$  دارای توزیع تقریبی نرمال به صورت (۱۵) خواهد بود (اثبات آن به عهده خواننده گذاشته می‌شود)

$$\begin{aligned} \cos x &\equiv N(\cos(\mu_x) e^{-\sigma_x^2}, -e^{-\sigma_x^2} \cos^2(\mu_x) \\ &+ \frac{1}{\gamma} [1 + e^{-\gamma \sigma_x^2} \cos(2\mu_x)]) \end{aligned} \quad (15)$$

با استفاده از لم ۱ می‌توان توزیع تقریبی نرمال  $q_{k,\theta}$  را با اندکی محاسبات به صورت (۱۶) محاسبه نمود

$$q_{k,\theta} \equiv N\left(\cdot, \frac{1}{\gamma} [1 - e^{-\gamma \sigma_{\theta_n}^2}]\right) \quad (16)$$

با کمک (۱۶) و با در نظر داشتن این که  $y_{l,k}^s$  مقداری ثابت است می‌توان توزیع  $e_{k,x}^s$  را به صورت (۱۷) محاسبه کرد

$$e_{k,x}^s \equiv N\left(\cdot, \sigma_{e_{k,x}^s}^2\right) = N\left(\cdot, \frac{y_{l,k}^s{}^2}{\gamma} [1 - e^{-\gamma \sigma_{\theta_n}^2}]\right) \quad (17)$$

بعد از محاسبه توزیع جمله اول نویز در (۱۲)، نوبت به محاسبه توزیع جمله دوم نویز  $g_{k,x}^s = r_k^n \cos(\theta_k^s)$  می‌رسد. با توجه به ثابت بودن مقدار  $\theta_k^s$  و نیز در اختیار داشتن توزیع  $r_k^n$  از (۱۳) می‌توان توزیع  $g_{k,x}^s$  را به صورت (۱۸) نوشت

$$g_{k,x}^s \sim N(\cdot, \cos^2(\theta_k^s) \sigma_{r_n}^2) \quad (18)$$

با محاسبه توزیع  $e_{k,x}^s$  و  $g_{k,x}^s$  و فرض مستقل بودن آنها می‌توان توزیع نویز (۱۲) را به صورت (۱۹) به دست آورد

$$\begin{aligned} n_{k,x}^s &= e_{k,x}^s + g_{k,x}^s \\ &\sim N\left(\cdot, \frac{y_{l,k}^s{}^2}{\gamma} [1 - e^{-\gamma \sigma_{\theta_n}^2}] + \cos^2(\theta_k^s) \sigma_{r_n}^2\right) \end{aligned} \quad (19)$$

مشابه آنچه برای  $x_{o,k}^s$  محاسبه گردید می‌توان  $y_{o,k}^s$  را نیز به دست آورد. باتوجه به (۷) می‌توان مقدار عرض مشاهده شده در گره  $s$  را در زمان  $k$  در دستگاه مختصات مرجع به صورت (۲۰) نوشت

به صورت محلی در هر گره از توزیع پیشنهادی گوسی به صورت (۳۴) به دست می‌آیند

$$x_{k,i}^s \sim N(\hat{x}_k^s, \hat{P}_k^s) \quad (34)$$

نکته‌ای که باید در این قسمت مورد توجه قرار گیرد این است که چون مشاهدات تمام گره‌های شبکه در تولید این ذرات نقش داشته‌اند، بنابراین ذرات تولید شده در محتمل‌ترین ناحیه از تابع احتمال  $p(x_k | \bar{z}_k)$  قرار می‌گیرند که این موضوع در بالا رفتن دقت تخمینی که از این ذرات به دست می‌آید بسیار مؤثر خواهد بود. رابطه‌ای که در محاسبه وزن ذرات در فیلترهای ذره‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد به صورت (۳۵) می‌باشد

$$w_{k,i}^s \propto w_{k-1,i}^s \frac{p(\bar{z}_k | x_{k,i}^s) p(x_{k,i}^s | x_{k-1,i}^s)}{N(x_{k,i}^s, \hat{x}_k^s, \hat{P}_k^s)} \quad (35)$$

همان طور که در (۳۵) دیده می‌شود در محاسبه وزن ذرات نیز از مدل مشاهده جدید استفاده شده که این سبب می‌گردد تا اطلاعات موجود در تمام گره‌های شبکه در محاسبه وزن ذرات فیلتر ذره‌ای مورد استفاده قرار گیرد و از این رو میزان دقت تخمین فیلتر نسبت به حالتی که تنها مشاهده یک گره در محاسبات استفاده می‌گردد بسیار بالاتر خواهد بود. مدل مشاهده جدید که در (۲۵) به دست آمده است، برای محاسبه تابع احتمال سراسری جدید شبکه یا همان  $p(\bar{z}_k | x_{k,i}^s)$  استفاده می‌گردد و در الگوریتم‌هایی که در آنها مدل مشاهده جدید محاسبه نمی‌شود، این تابع احتمال باید به صورت توزیع شده در شبکه حسگری محاسبه گردد که نیاز به سربرار مخابراتی بالایی خواهد داشت.

### ۳-۸ مرحله نهم

بعد از محاسبه ذرات و وزن مربوط به آنها می‌توان در مرحله نهم با معیار کمینه میانگین مربعات خطا (MMSE) مقدار تخمین و کواریانس آن را به صورت (۳۶) و (۳۷) به دست آورد

$$\hat{x}_k^s = \sum_{i=1}^N w_{k,i}^s x_{k,i}^s \quad (36)$$

$$\hat{P}_k^s = \sum_{i=1}^N w_{k,i}^s (x_{k,i}^s - \hat{x}_k^s)(x_{k,i}^s - \hat{x}_k^s)^T \quad (37)$$

## ۴- تحلیل سربرار مخابراتی و انرژی مصرفی

میزان سربرار مخابراتی در روش DEKPF برابر با حاصل ضرب تعداد تکرارهای ناشی از اجماع به میانگین در ابعاد بردار مشاهده است. در اینجا بردار مشاهده دوبعدی در نظر گرفته شده است. در روش مبتنی بر گراف که در [۱۲] معرفی گردیده است، مقدار سربرار مخابراتی برابر با ضرب تعداد تکرارهای اجماع به میانگین و همچنین تعداد ذرات فیلتر ذره‌ای می‌باشد. هرچند که در این گونه روش‌ها از تمامی اطلاعات استفاده نمی‌شود و با فشردگی مبتنی بر ساختاری که گراف ارائه می‌دهد، کسری از تعداد کل ذرات (که با ضریب  $\alpha$  نمایش داده می‌شود) را استفاده می‌کنند، مقدار  $\alpha$  حداقل یک دهم می‌باشد [۱۲]. اگر ابعاد بردار مشاهده را  $N_o$  (که در این مقاله برابر با دو است) و ابعاد بردار نمونه برداری از تابع شبیه‌نمایی را  $N_p$  در نظر بگیریم (که برابر با تعداد ذرات فیلتر ذره‌ای است)، نسبت سربرار مخابراتی دو روش مذکور مطابق با جدول ۱ می‌باشد. نتایج جدول بیانگر کاهش قابل توجه سربرار مخابراتی در روش پیشنهادی DEKPF نسبت به روش مبتنی بر گراف می‌باشد. در این جدول تعداد ذرات ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

جدول ۱: مقایسه سربرار مخابراتی و مصرف انرژی روش پیشنهادی DEKPF و مبتنی بر گراف ( $\alpha N_p$ ) متناسب با سربرار مخابراتی روش مبتنی بر گراف و  $N_o$  متناسب با سربرار مخابراتی روش DEKPF است.

$N_p = 1000, N_o = 2, CCR = \text{Communication Complexity Ratio}$				
$\alpha$	۰٫۱	۰٫۲	۰٫۴	۰٫۵
$CCR = \alpha N_p / N_o$	۵۰	۱۰۰	۲۰۰	۲۵۰

$$\hat{P}_{p,k}^s = J_f(\hat{x}_{k-1}^s) \hat{P}_{k-1}^s J_f^T(\hat{x}_{k-1}^s) + Q_{k-1} \quad (28)$$

گام تصحیح فیلتر EKF

$$\hat{x}_{a,k}^s = \hat{x}_{p,k}^s + K_k^s (\bar{z}_k - h(\hat{x}_{p,k}^s)) \quad (29)$$

$$K_k^s = \hat{P}_{p,k}^s (\hat{P}_{p,k}^s + R_k^s)^{-1} \quad (30)$$

$$\hat{P}_{a,k}^s = (I - K_k^s) \hat{P}_{p,k}^s \quad (31)$$

در (۲۹) تا (۳۱)، مقدار پیش‌بینی تخمین حالت و  $\hat{P}_{p,k}^s$  کواریانس این پیش‌بینی در گره  $s$  و زمان  $k$  است. بهره فیلتر EKF  $\hat{x}_{a,k}^s$  تخمین نهایی حالت و  $\hat{P}_{a,k}^s$  کواریانس تخمین حالت توسط فیلترهای محلی EKF می‌باشد.

### ۳-۶ مرحله ششم

در مرحله ششم، دومین اجماع به میانگین بین خروجی فیلترهای EKF گره‌های شبکه انجام می‌گردد تا آمارگان مرتبه اول و دوم لازم برای تابع توزیع پیشنهادی به صورت یکسان در محل تمام گره‌ها به دست آید. مقدار تخمین نهایی شبکه و کواریانس آن به ترتیب با  $\hat{x}_k^g$  و  $\hat{P}_k^g$  نشان داده می‌شود که از (۳۲) و (۳۳) به دست می‌آیند

$$\hat{x}_k^g = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \hat{x}_{a,k}^s \quad (32)$$

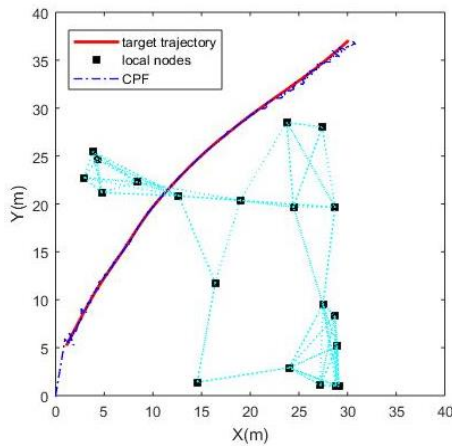
$$\hat{P}_k^g = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \hat{P}_{a,k}^s \quad (33)$$

مرحله ششم به این جهت در نظر گرفته شده تا با متوسط‌گیری تخمین گره‌های شبکه، آمارگان مرتبه اول و دوم لازم برای تابع توزیع پیشنهادی یکسانی در اختیار گره‌ها جهت تولید ذرات قرار گیرد و از آنجایی که در مرحله سوم، اولین اجماع به میانگین بین مشاهدات گره‌ها انجام شده است، بنابراین خروجی فیلترهای EKF در محل گره‌ها خیلی به هم نزدیک هستند و می‌توان گفت که اجماع به میانگین که در مرحله ششم صورت می‌گیرد با تکرار بسیار کم می‌تواند اجرا گردد. حتی در شرایطی که سرعت تخمین بیشتری مورد نیاز باشد می‌توان مرحله ششم را از الگوریتم حذف نمود چون اجباری برای یکسان بودن آمارگان مرتبه اول و دوم لازم برای تابع توزیع پیشنهادی در این الگوریتم وجود نداشته است.

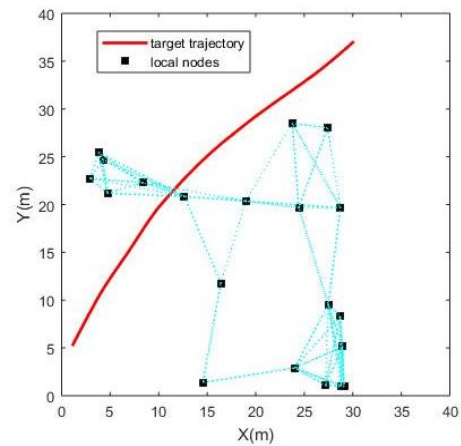
### ۳-۷ مرحله هفتم و هشتم (پیاده‌سازی فیلتر

#### ذره‌ای توزیع شده)

تا اینجا با کمک روش اجماع به میانگین مشاهدات گره‌ها، محاسبه مدل مشاهده جدید و به کارگیری فیلترهای EKF توانسته‌ایم که آمارگان مرتبه اول و دوم لازم برای تابع توزیع پیشنهادی جهت تولید ذرات فیلترهای ذره‌ای محلی یعنی  $\hat{x}_k^g$  و  $\hat{P}_k^g$  را محاسبه نماییم. فیلترهای ذره‌ای شامل ذراتی هستند که در مرحله هفتم تولید گردیده و وزن ذرات تولید شده نیز در مرحله هشتم محاسبه می‌گردند. ذرات فیلترهای ذره‌ای



شکل ۴: خروجی ردگیری متمرکز هدف در شبکه حسگری.



شکل ۳: شبکه حسگری و مسیر حرکت هدف.

جدول ۲: مزایا و معایب روش‌های DEKPF، متمرکز و مبتنی بر گراف.

پارامتر روش	مقیاس پذیری	دقت ردگیری	سربار مخابراتی	مصرف انرژی
DEKPF	مقیاس پذیر	کمتر از روش‌های اجماع تابع احتمال	بسیار پایین	بسیار پایین
Graph-base	مقیاس پذیر	بالا	بالا	بالا
CPF	مقیاس ناپذیر	بالا تر از روش‌های توزیع شده	بالا در گره‌های نزدیک مرکز	بالا در گره‌های نزدیک مرکز

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(C(k)T)}{C(k)} & \frac{1 - \cos(C(k)T)}{C(k)} \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(C(k)T)}{C(k)} \\ 0 & 0 & \cos(C(k)T) \\ 0 & 0 & \sin(C(k)T) \end{bmatrix} \quad (39)$$

شتاب ثابت هدف در این شبیه‌سازی  $0.02 \text{ m/s}^2$  در نظر گرفته شده و نویز دارای کواریانس  $\sigma_{\xi_k}^2 = 1 \times 10^{-3}$  می‌باشد. در این شبیه‌سازی، عملکرد الگوریتم اجماع به میانگین مشاهدات که در این مقاله ارائه شده با عملکرد الگوریتم متمرکز و الگوریتم توزیع شده مبتنی بر گراف مقایسه گردیده است. همان طور که در شکل ۳ دیده می‌شود، شبکه شامل گره‌ها و لینک‌های ارتباطی همراه با یک هدف شبیه‌سازی شده می‌باشد که در آن مربع‌های توپر بیانگر گره‌ها هستند که با سایر گره‌های همسایه که در برد مخابراتی آنها هستند ارتباط دارند. منحنی قرمز بیانگر مسیر هدف است که باید ردگیری گردد.

مشاهدات انجام شده در هر گره شامل فاصله هدف نسبت به گره مربوط و نیز زاویه هدف نسبت به همان گره می‌باشد. مقدار واریانس مشاهده در اندازه‌گیری فاصله  $\sigma_r^2 = 0.3 \text{ m}$  و مقدار واریانس مشاهده در اندازه‌گیری زاویه  $\sigma_\theta^2 = 1^\circ$  در نظر گرفته شده است. این شبیه‌سازی برای تعداد ۵۰۰ شبیه‌سازی مونت کارلو تکرار گردیده و خروجی ردگیری هر یک از الگوریتم‌های DEKPF، متمرکز و مبتنی بر گراف به دست آمده است. ابتدا خروجی الگوریتم متمرکز را در شکل ۴ مشاهده می‌کنید.

در شکل ۵ خروجی الگوریتم‌های DEKPF و مبتنی بر گراف، نشان داده شده که میزان دقت ردگیری روش پیشنهادی را با روش‌های اجماع به میانگین تابع احتمال نشان می‌دهد. برای این که بتوانیم میزان عملکرد این الگوریتم‌ها را به صورت دقیق با هم مقایسه نماییم از پارامتر متوسط مربعات خطای موقعیت به صورت (۴۰) استفاده شده است

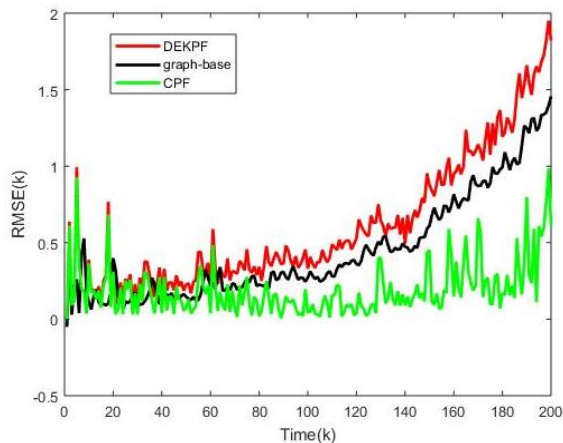
چون بیشتر انرژی مصرفی در یک شبکه حسگری ناشی از میزان سربار مخابراتی در آن شبکه می‌باشد، تحلیل انرژی مصرفی نیز مشابه تحلیل سربار مخابراتی و متناسب با داده‌های جدول ۱ خواهد بود. همچنین در جدول ۲، مزایا و معایب DEKPF همراه با سایر روش‌ها آورده شده است. در این جدول، روش مبتنی بر گراف به نمایندگی از سایر روش‌های توزیع شده است که از اجماع به میانگین برای محاسبه تابع شبیه‌نمایی سراسری بهره می‌گیرند.

## ۵- شبیه‌سازی مونت کارلو

در این قسمت، الگوریتم اجماع به میانگین در مشاهدات را در محیط نرم‌افزاری Matlab و بر روی کامپیوتری با پردازنده Core i3 شبیه‌سازی می‌کنیم تا بتوانیم میزان کارایی این الگوریتم را در مقایسه با الگوریتم متمرکز و الگوریتم مبتنی بر گراف اندازه‌گیری نماییم. این شبیه‌سازی در یک شبکه حسگری شامل ۲۰ گره پیاده‌سازی گردیده که این گره‌ها به صورت تصادفی در یک فضای مربع‌شکل با ابعاد  $30 \times 30 \text{ m}^2$  پراکنده شده‌اند. هر گره در این شبکه تنها می‌تواند با گره‌های همسایه با فاصله کمتر از ۱۲ m مخابرات مستقیم داشته باشد. شبکه تولید شده یک گراف متصل را تشکیل داده و تمام گره‌های شبکه، حداقل به یک گره دیگر از شبکه متصل هستند. مدل جنبشی در این شبیه‌سازی به صورت (۳۸) در نظر گرفته شده که یک حرکت دارای چرخش ثابت در جهت عقربه‌های ساعت می‌باشد [۱۳]

$$x_{k+1} = f(x_k, \xi_k) = Ax_k + \xi_k \quad (38)$$

یعنی به نحوی که ماتریس A که ماتریس دوران با بسامد زاویه‌ای ثابت را در هدف ایجاد می‌کند به صورت (۳۹) خواهد بود

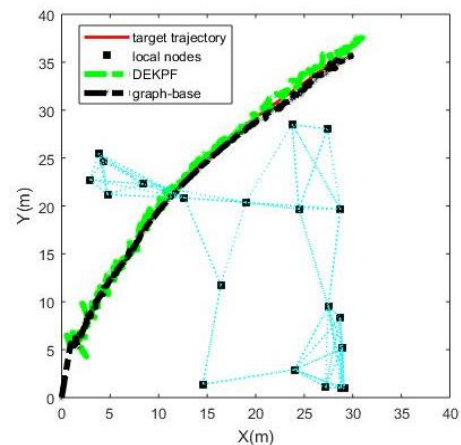


شکل ۴: RMSE در الگوریتم DEKPF (نمودار بالا)، الگوریتم مبتنی بر گراف (نمودار وسط) و الگوریتم متمرکز (نمودار پایین).

ردگیری توزیع شده مانند روشی که در این مقاله با آن مقایسه صورت گرفته است (یعنی روش مبتنی بر گراف [۱۲]) دارد. به عنوان پیشنهادی برای آینده می توان از الگوریتم هایی استفاده کرد که کاهش دقت ردگیری را تا حدود بیشتری جبران سازی نمایند.

## مراجع

- [1] Z. Ying and L. Gao, "Sensor-networked underwater target tracking based on grubb's criterion and improved particle filter algorithm," *IEEE Access*, vol. 7pp. 142894-142906, 2019.
- [2] Z. Hao, Z. Xue, W. Zhuping, Y. Huaicheng, and S. Jian, "Adaptive consensus-based distributed target tracking, with dynamic cluster in sensor networks," *IEEE Trans. on Cybernetics*, vol. 5, no. 5, pp. 1580-1591, May 2018.
- [3] R. Jesse, K. Achutegui, and J. Miguez, "A distributed particle filter for nonlinear tracking in wireless sensor networks," *Signal Processing*, vol. 98, pp. 121-134, May 2014.
- [4] F. Zhao and L. Guibas, *Wireless Sensor Networks: An Information Processing Approach*, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, USA, 2004.
- [5] W. Zhao and Y. Liang, "Energy-efficient and robust in-network inference in wireless sensor networks," *IEEE Trans. on Cybernetics*, vol. 45, no. 10, pp. 2105-2118, Oct. 2015.
- [6] O. Hlinka, F. Hlawatsch, and P. Djuric, "Distributed particle filtering in agent networks: a survey, classification, and comparison," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 30, no. 1, pp. 61-81, Jan. 2012.
- [7] L. Xiao and S. Boyd, "Fast linear iterations for distributed averaging," *Syst. Contr. Lett.*, vol. 53, no. 1, pp. 65-78, Sept. 2004.
- [8] S. Farahmand, S. I. Roumeliotis, and G. B. Giannakis, "Set-membership constrained particle filter: distributed adaptation for sensor networks," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 59, no. 9, pp. 4122-4138, Sept. 2011.
- [9] D. Gu, J. Sun, Z. Hu, and H. Li, "Consensus based distributed particle filter in sensor networks," in *Proc. Int. Conf. Inform. Automation*, pp. 302-307, Changsha, China, 20-23 Aug. 2008.
- [10] Y. Xu, K. Xu, J. Wan, Z. Xiong, and Y. Li, "Maneuvering target tracking by using particle filter," in *Proc. IEEE Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS Int. Conf.*, pp. 2223-2228, Vancouver, Canada, 25-28 Jul. 2002.
- [11] O. Hlinka, O. Sluciak, F. Hlawatsch, P. Djuric, and M. Rupp, "Likelihood consensus and its application to distributed particle filtering," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 60, no. 8, pp. 4334-4349, Aug. 2012.
- [12] J. Y. Yu, M. J. Coates, and M. G. Rabbat, "Graph-based compression for distributed consensus and filters," *IEEE Trans. on Signal and Information Processing over Networks*, vol. 5, no. 3, pp. 404-417, Sept. 2019.
- [13] A. Mohammadi and A. Asif, "Distributed consensus + innovation particle filtering for bearing/range, tracking with communication constraints," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 63, no. 3, pp. 620-635, Feb. 2014.



شکل ۵: خروجی ردگیری DEKPF هدف در شبکه حسگری.

جدول ۳: مقدار RMSE روش های متمرکز، DEKPF و مبتنی بر گراف در تعدادی از گام های زمانی.

Time (k)	۴۰	۸۰	۱۲۰	۱۶۰	۲۰۰
DEKPF	۰٫۳۵	۰٫۴۵	۰٫۵۱	۰٫۶۱	۱٫۸۵
Graph-based	۰٫۳۳	۰٫۳۷	۰٫۴	۰٫۵۲	۱٫۴۸
CPF	۰٫۳۱	۰٫۲۵	۰٫۲۴	۰٫۳	۰٫۹۹

$$RMSE(k) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{n_{MC}} \frac{1}{S} \sum_{j=1}^{n_{MC}} \sum_{l=1}^S (x_j(k) - \hat{x}_j^l(k))^2 + (y_j(k) - \hat{y}_j^l(k))^2} \quad (۴۰)$$

که  $n_{MC}$  تعداد شبیه سازی مونت کارلو و  $\hat{x}_j^l(k)$  و  $\hat{y}_j^l(k)$  به ترتیب مؤلفه های محور طولی و عرضی تخمین هدف در گره  $l$  می باشد.

مقدار پارامتر RMSE شبیه سازی برای هر سه الگوریتم متمرکز، DEKPF و مبتنی بر گراف در شکل ۶ نشان داده شده است. همان طور که دیده می شود، مقدار خطای ردگیری در الگوریتم پیشنهادی DEKPF از روش مبتنی بر گراف کمتر به نظر می رسد؛ اما باید دانست که میزان سربار مخابراتی بسیار کاهش پیدا کرده که خود میزان انرژی مصرفی در شبکه را تا حدود زیادی پایین می آورد. برای این که از نظر عددی این مقادیر قابل مقایسه باشند، مقدار RMSE در تعدادی از نقاط زمانی در جدول ۳ نشان داده شده است.

## ۶- نتیجه گیری و کار آینده

در این مقاله الگوریتم جدیدی بر مبنای اجماع به میانگین مشاهدات در یک شبکه حسگری ارائه شده که در آن، بعد از این که هر گره مشاهده را در گام زمانی  $k$  دریافت نمود، اجماع به میانگین بر روی مشاهدات گره ها صورت می گیرد که نتیجه آن، ایجاد میانگینی از مشاهده تمامی گره های شبکه در دستگاه مختصات مرجع می باشد. با محاسبه مدل مشاهده جدید می توان در هر گره از فیلترهای محلی (برای هر گره متفاوت از گره دیگر) از نوع فیلتر کالمن توسعه یافته بهره گرفت تا آمارگان مرتبه اول و دوم لازم برای تابع توزیع پیشنهادی گوسی جدیدی جهت تولید ذرات فیلتر ذره ای را محاسبه نمود. حسن این ایده در آن است که حل مسئله اجماع به میانگین تنها بر روی دو عضو بردار مشاهده صورت می گیرد که باعث کاهش شدید سربار مخابراتی به نسبت سایر روش های ردگیری توزیع شده می گردد. این امر در کاهش مصرف انرژی گره های شبکه نقش مستقیم دارد و موجب افزایش طول عمر شبکه می گردد. البته هزینه ای که پرداخت شده است، افت اندکی در دقت ردگیری نسبت به روش های متداول

**حمید آرزومند** در سال ۱۳۸۷ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه امام حسین (ع) و در سال ۱۳۹۱ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق خود را از دانشگاه تربیت مدرس و در سال ۱۳۹۹ مدرک دکترای مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم خود را از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت نمود. دکتر آرزومند از سال ۱۳۸۶ تا کنون در دانشکده مهندسی برق دانشگاه جامع امام حسین (ع) در تهران به‌عنوان پژوهشگر مشغول به فعالیت است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند تئوری تخمین و آشکارسازی، پردازش سیگنال آماری و مکان‌یابی می‌باشد.

**ایمان مقصودلو** در سال ۱۳۸۶ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی و در سال ۱۳۹۳ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق در گرایش رادیو الکترونیک را از دانشگاه صنعتی مالک اشتر دریافت نموده است و اکنون دانشجوی دکتری مهندسی مخابرات در دانشگاه جامع امام حسین (ع) می‌باشد. وی از سال ۱۳۹۳ تا کنون در موسسه تحقیقات مخابرات نظری مشغول فعالیت می‌باشد. زمینه‌های علاقه‌مندی وی عبارتند از: سیستم‌های مخابراتی، پردازش سیگنال آماری، و مخابرات چند ورودی چند خروجی.

**میثم رئیس دانائی** در سال ۱۳۸۳ مدرک کارشناسی مهندسی برق خود را از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۹۱ بترتیب مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق و مدرک دکترای مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم خود را هر دو از دانشگاه صنعتی شریف دریافت نمود. دکتر رئیس دانائی از سال ۱۳۹۲ در دانشکده مهندسی برق دانشگاه جامع امام حسین (ع) در تهران مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این دانشکده می‌باشد. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند پردازش سیگنال آماری، تئوری تخمین، مکان‌یابی سیستم‌های مخابراتی و نسل پنجم شبکه‌های مخابراتی می‌باشد.